

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN INGÉNIERIE
OFFERT EN EXTENSION
EN VERTU D'UN PROTOCOLE D'ENTENTE
AVEC L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI

PAR
ABDELJELIL AROUA

DÉPARTEMENT D'URGENCE;
UN ÉLÉMENT D'UNE CHAÎNE DE SANTÉ

MARS 2018

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

Doctorat en INGÉNIERIE (Ph.D.)

Programme offert par l'Université du Québec à Chicoutimi (UAQC)

en extension avec

l'Université du Québec à Trois-Rivières

Cette thèse a été dirigée par :

Georges Abdul-Nour, ing. Ph.D.

Université du Québec à Trois-
Rivières

Jury d'évaluation de la thèse :

Georges Abdul-Nour, ing. Ph.D.

Université du Québec à Trois-
Rivières

Barthélelmy H. Ateme-Nguema, ing. Stag., Ph.D.

Université du Québec en Abitibi-
Témiscamingue

Foued Chihi, Ph.D.

Université du Québec à Trois-
Rivières

Denis Lagacé, ing., MBA, Ph.D.

Université du Québec à Trois-
Rivières

REMERCIEMENTS

Tout d'abord mes remerciements vont à mon épouse, mes enfants, ma famille et tous les amis qui m'ont entouré et encouragé durant cette épreuve et parcours pour l'accomplissement et la réalisation de cette thèse de doctorat.

À mon directeur de thèse, M. Georges Abdul-Nour, j'exprime ma profonde gratitude pour la patience et l'encadrement dont j'ai bénéficié tout au long de mes études doctorales. Je le remercie aussi pour ses précieux conseils et son constant encouragement et soutien qu'il m'a toujours manifesté tout au long de ces années pour mener à terme ce projet, transformant ainsi les obstacles et les difficultés rencontrés en une expérience enrichissante.

Je suis également très reconnaissant envers l'équipe *Lean*, le comité de gestion de projet du Centre hospitalier de l'Université de Sherbrooke et en particulier M. Sylvain Chaussé, pour leur engagement et le soutien fourni pour rendre ce travail réalisable.

Enfin, je ne saurais terminer sans souligner le soutien amical et chaleureux de mes amis de tous les jours qui m'ont soutenu durant ce parcours doctoral.

RÉSUMÉ

Au Québec, la Durée Moyenne de Séjour (DMS) des patients dans les départements d'urgence dépasse 16 heures; une situation inacceptable par les patients, les équipes médicales et les administrateurs des hôpitaux. Ce phénomène d'encombrement des urgences est attribuable à divers facteurs souvent externes à ces départements.

Afin de réduire le DMS aux urgences, cette thèse propose quatre contributions majeures. La première contribution consiste dans le développement de modèles de prévision des demandes de soins et d'hospitalisation selon un regroupement des patients par Catégories Majeures de Diagnostique (CMD). La deuxième contribution est la définition d'une nomenclature stochastique selon un regroupement des patients. Cette nomenclature permet de convertir la demande de soin dès l'étape de triage en besoin de ressources nécessaires pour répondre à cette demande. La troisième et la quatrième contribution sont l'analyse de l'effet du concept des cellules dynamiques appliqué aux salles d'examen et du *Fast Track* externe sur des indicateurs de performance du département d'urgence. Cette analyse utilise la modélisation simulatoire conjointement à des plans d'expérience.

Cette thèse a contribué à l'avancement de la recherche par deux articles de revue avec comité de lecture et deux présentations de conférence avec comité de lecture.

Mots clés : département d'urgence, simulation, temps de passage, cellules dynamiques, nomenclature stochastique.

ABSTRACT

In Quebec, the average length of stay of patients in emergency departments exceeds 16 hours; an unacceptable situation for patients, medical teams and hospital administrators. This situation of overcrowding in emergency departments is attributed to various factors often external to these departments.

In order to reduce the Length of stay in emergency departments, this thesis proposes four major innovations. The first innovation consists in the development of models for forecasting the emergency department visits and hospitalization according to a grouping of patients by Major Category of Diagnostic. The second innovation is the definition of a stochastic Bill Of Resources according to a grouping of patients. This Bill Of Resources converts the demand for care at the triage stage into a need of the resources necessary to meet the demand of care. The third and fourth innovation is the analysis of the effect of the dynamic cell concept applied to examination rooms and the external Fast Track on emergency department performance indicators. This analysis uses simulation tools in conjunction with experimental designs.

This thesis contributed to the advancement of the research by two refereed journal articles and two refereed conference presentations.

Keywords: emergency department, simulation, length of stay, dynamic cells, stochastic bill of resources.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iv
RÉSUMÉ	v
ABSTRACT	vi
LISTE DES TABLEAUX.....	xi
LISTE DES FIGURES.....	xiii
LISTES DES GRAPHIQUES.....	xiv
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 – REVUE DE LA LITTÉRATURE	4
1.1 Gestion des opérations : département d’urgence vs industrie.....	5
1.2 Modèles conceptuels des départements d’urgence	6
1.2.1 Modèles avec partition en trois composantes.....	7
1.2.2 Département d’urgence comme une entité d’une chaîne de santé	8
1.2.3 Approche systémique	9
1.2.4 Un système « Job-Shop », « Push » ou « Pull »?	10
1.2.5 Le département d’urgence : un système complexe	11
1.3 Système d’information dans le département d’urgence	13
1.4 Système de décision dans le département d’urgence	14
1.5 Communication au sein du département d’urgence.....	15
1.6 Mesures de performance pour le département d’urgence	17
1.7 Modèles de prévision des visites aux urgences.....	19
1.7.1 Prévision des visites aux urgences : analyses des séries chronologiques.....	19
1.7.2 Prévision des visites aux urgences : utilisation de sources d’informations connexes	20
1.8 Modèle de prévision des nombres des patients admis	22
1.8.1 Prévision du nombre de patients admis : analyse des séries chronologiques.....	22
1.8.2 Prévision du nombre de patients admis : opinion des professionnels de la santé	23
1.9 MRP et planification des besoins en ressources hospitalières	25
1.10 Amélioration des flux de patients aux départements d’urgence	28

1.10.1 Amélioration des flux des patients comme un problème de files d'attente.....	28
1.10.2 L'amélioration des temps d'attente par une réingénierie des processus de l'hôpital et la philosophie <i>Lean</i>	29
1.11 Modélisation et simulation des départements d'urgence	34
1.12 Conclusion de la revue de la littérature.....	37
CHAPITRE 2 – MÉTHODOLOGIE	39
2.1 Méthodologie adoptée.....	39
2.2 Modélisation des visites aux urgences et admission aux unités de soins.....	40
2.3 Nomenclature stochastique ou trajectoire des patients aux urgences	40
2.4 Sensibilité des indicateurs des performances aux divers scénarios d'amélioration...	41
2.5 Sources des données.....	42
CHAPITRE 3 – PRÉVISIONS DES DEMANDES DE SOINS AUX URGENCES.....	43
3.1 Introduction	43
3.2 Aperçu des visites aux urgences au Canada.....	44
3.2.1 Selon la priorité d'urgence	44
3.2.2 Selon le type de patients ambulatoires/sur civière et l'âge	46
3.2.3 Orientation des patients.....	48
3.3 Approche de modélisation des nombres des visites.....	49
3.4 Regroupement des problèmes de santé	51
3.5 Variables explicatives	53
3.6 Évaluation des modèles.....	53
3.7 Choix de l'unité de temps	54
3.8 Sources de données	55
3.9 Techniques de modélisation.....	55
3.9.1 Régression linéaire	55
3.9.2 SARIMA univariée.....	56
3.9.3 SARIMA multivariée	57
3.10 Analyse graphique des nombres des visites au département d'urgence du CHUS..	57
3.11 Analyse des modèles de prévision des visites aux urgences.....	62
3.12 Prévision du nombre d'admission provenant du département d'urgence	66
3.13 Conclusion	68

CHAPITE 4 – NOMENCLATURE STOCHASTIQUE EN BESOIN DE RESSOURCES	71
4.1 Introduction	71
4.2 Formulation du modèle	72
4.4 Variables de prédiction	74
4.5 Regroupement des patients	74
4.6 Résultats et analyses.....	75
4.6.1 Détermination de la significativité des associations : variables prédicteurs et variables réponses.....	77
4.6.2 Ajustement des modèles aux données	78
4.7 Conclusion	83
CHAPITRES 5 – MODÉLISATION ET SIMULATION D’UN DÉPARTEMENT D’URGENCE.....	85
5.1 Introduction	85
5.2 Modélisation et validation du département d’urgence	86
5.2.1 Cartographie des processus	87
5.2.2 Modélisation	93
5.2.3 Ressources	94
5.2.4 Processus	94
5.2.5 Validation	95
5.3 Scénarios pour améliorer les durées de séjour	96
5.4 Analyse des résultats du plan d’expérimentation.....	99
5.4 Conclusion	103
CHAPITRE 6 – PLAN D’EXPÉRIMENTATION POUR AMÉLIORER LE TEMPS DE PASSAGE : INTÉGRATION DU CONCEPT DES CELLULES DYNAMIQUES	105
6.1 Introduction	105
6.2 Scénarios pour améliorer les durées de séjour	105
6.2.1 Changement d’horaire du troisième médecin du jour.	106
6.2.2 Cellules dynamiques et polyvalence des salles d’examen	107
6.2.3 Temps d’attente pour hospitalisation	107
6.2.4 Délais d’obtention des résultats des analyses.....	107

6.2.5 <i>Fast Track</i> externe.....	108
6.3 Analyse des résultats du plan d'expérimentation.....	108
6.3.1 Temps de passage des patients admis.....	110
6.2.2 Temps de passage des patients non admis.....	112
6.3.3 Temps d'attente triage – 1 ^{er} examen	114
6.3 Conclusion	116
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	117
LISTE DES RÉFÉRENCES	122

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 Tableau comparatif Entreprise/Département d'urgence (Vissers et Beech, 2005).....	6
Tableau 1.2. Mesures et indicateurs de performance pour le département d'urgence (Welch, 2011).....	18
Tableau 1.3. Résumé de la revue des travaux sur la modélisation des nombres de visites aux urgences.....	21
Tableau 1.4. Résumé de la revue des travaux sur la modélisation des nombres des patients admis provenant de l'urgence.....	24
Tableau 1.5. Sommaire des travaux sur la gestion de files d'attente appliqué aux urgences.....	29
Tableau 1.6. Sommaire des travaux d'analyse et amélioration des urgences par la simulation.....	36
Tableau 3.1. Échelle canadienne de Triage et de Gravité (ÉTG).....	45
Tableau 3.2. Répartition de la population du Québec et répartition des visites par type aux urgences en 2012-2013, selon l'âge (CSBE, 2014).....	47
Tableau 3.3. Catégories Majeures de Diagnostique (CMD).....	52
Tableau 3.4. Comparatif des modèles de prévision pour chaque CMD.....	64
Tableau 3.5. Groupes d'âges.....	66
Tableau 3.6. Tests de normalité des P_k par CMD.....	67
Tableau 4.1. Liste des catégories majeures de diagnostic.....	75
Tableau 4.2. Analyse de la régression logistique binaire des admissions : $P_{\text{admission}}$ versus Tri; Age.....	78
Tableau 4.3. Analyse de la régression logistique binaire des demandes de consultations : $P_{\text{consultation}}$ versus Tri; Age.....	81
Tableau 5.1. Liste des ressources considérées dans la modélisation.....	94
Tableau 5.2. Idées d'amélioration sous forme de variable ainsi que leurs niveaux.....	97
Tableau 5.3. ANOVA du temps moyen de passage : période 1.....	99

Tableau 5.4. ANOVA du temps moyen de passage : période 2.....	100
Tableau 5.5. ANOVA du temps moyen de passage : période 3.....	100
Tableau 5.6. Effet des variables sur le temps moyen de passage.....	101
Tableau 6.1. Proposition de changement d'horaire de travail pour le 3 ^e médecin.....	106
Tableau 6.2. Plan d'expérimentation et résultats des simulations	109
Tableau 6.3. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients admis.....	110
Tableau 6.4. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients non admis.....	112
Tableau 6.5. Analyse de la variance des temps entre triage et 1 ^{er} examen	114

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Modèle conceptuel du département d'urgence à trois composantes (Hoot <i>et al.</i> , 2009)	8
Figure 1.2 Département d'urgence comme un problème de files d'attente (Broyles et Cochran, 2011)	9
Figure 1.3 Approche systémique pour le département d'urgence (inspirée de Marty, 2003)	10
Figure 1.4. Nombre de conversations possibles en fonction du nombre des individus dans les processus de soin (Lang et Dickie, 1978).	17
Figure 1.5. Le temps dans le département d'urgence (Canadian Institute of Health Information, 2007).	19
Figure 1.6. Processus de validation des modèles (Robinson, 1997)	35
Figure 3.1. Proportion des patients hospitalisés et provenant du département d'urgence (CIHI, 2008)	49
Figure 4.1. Nomenclature stochastique et système d'information de l'hôpital.....	72
Figure 5.1. VSM processus urgence : prétriage-triage.....	88
Figure 5.2. VSM processus urgence : enregistrement.....	89
Figure 5.3. VSM processus urgence : préparation prise en charge	90
Figure 5.4. VSM processus urgence : prise en charge médicale.....	91
Figure 5.5. VSM processus urgence : orientation.....	92
Figure 5.6. Processus du département d'urgence (modèle pour ARENA)	98

LISTES DES GRAPHIQUES

Graphique 1.1 Impact de l'implantation du <i>Lean</i> sur le temps d'attente (Ng <i>et al.</i> , 2010)	30
Graphique 3.1. Proportion des visites aux urgences selon le classement des patients dans l'échelle ÉTG (CSBE, 2014)	45
Graphique 3.2. Proportion des patients ambulatoires / sur civière (CSBE, 2014).....	46
Graphique 3.3. Évolution de la population et du nombre de visites ambulatoires de 2003-2004 à 2012-2013, selon l'âge (en pourcentage) (CSBE, 2014).....	48
Graphique 3.4. Nombre de visites aux urgences : séries chronologiques par CMD analysée	59
Graphique 3.5. Cumul des nombres de visites et MERAP	65
Graphique 3.6. Moyennes des proportions des patients admis par CMD	68
Graphique 4.1. Pareto des nombres de visites par problème de santé	77
Graphique 6.1. Effet des variables sur le temps de passage des patients admis	111
Graphique 6.2. Effet des variables sur le temps de passage des patients non admis	113
Graphique 6.3. Effet des variables sur le temps (triage – 1 ^{er} examen)	115

INTRODUCTION

La médecine d'urgence est une spécialité relativement récente. Avant les années 1960 et 1970, la couverture des urgences dans les hôpitaux était assurée par des médecins de spécialités différentes (généralistes, chirurgiens, internistes, psychiatres, etc.) et ceci, sur une base rotative. Au Canada, comme dans plusieurs pays dans le monde, la médecine d'urgence est devenue une spécialité reconnue ayant ses propres associations professionnelles et son propre programme de formation structuré.

Selon l'Institut canadien d'Information sur la santé, en 2015, le coût du système de santé au Canada s'élève à 219,1 milliard de dollars, soit 10,9 % du produit intérieur brut canadien. Au Québec, le projet de loi 10 sur la réforme du réseau de santé et des services sociaux a pour objectif de favoriser et simplifier l'accès aux services pour la population, de contribuer à l'amélioration de la qualité et de la sécurité des soins et d'accroître l'efficacité et l'efficience du réseau. (Ministère de la Santé et des Services sociaux, 2015)

Malgré les grands efforts mis dans l'amélioration des durées de séjour dans les départements d'urgence, la DMS d'un patient sur civière dans un département d'urgence s'élève au Québec à 15,6 heures (Ministère de la Santé et des Services sociaux, 2015); un chiffre loin de la cible chiffrée prévue par le plan stratégique 2015-2020 : 12 heures ou moins. Cette réalité entraîne des phénomènes d'encombrement aux urgences causant des temps d'attente de plus en plus long et des frustrations aussi bien chez les patients que chez les équipes soignantes.

Selon Vadeboncoeur et Havrankova (2011) le problème de l'encombrement aux urgences a ses sources à l'amont et à l'aval. À l'amont par un système de santé qui n'offre pas assez d'alternatives pour des maladies de types chroniques par exemple, et à l'aval par un débordement des hôpitaux et la non-disponibilité des lits. Néanmoins, un travail reste à

faire au niveau des urgences pour s'adapter davantage à ses réalités externes et ce, par une meilleure planification de ses ressources.

Les départements d'urgence dans les hôpitaux sont parmi ceux les plus difficiles à gérer et ce, à cause de la complexité de leurs processus, des réglementations qui régissent les métiers et les pratiques connexes, de la diversité des expositions et de la nature même de la demande qui est hors contrôle (Vissers et Beech, 2005). Face à cette complexité, des modèles conceptuels des départements d'urgence ont fait surface pour une meilleure vue d'ensemble du problème, offrant ainsi des lignes directrices et des approches méthodiques (Asplin, Magid, Rhodes, Solberg, Lurie et Camargo, 2003; Andersen et Laake, 1987).

Afin de réduire les DMS aux urgences, deux questions de recherche motivent ce travail :

- Est-il possible de développer un modèle de prévision des visites aux urgences permettant de mieux comprendre les besoins en ressources? Ce modèle permettra aux gestionnaires de mieux planifier le déploiement des ressources nécessaires pour répondre efficacement aux besoins de soins et respecter les objectifs établis.
- Dans un contexte d'amélioration continue des processus de soins, quels changements faut-il prioriser pour optimiser le ratio « retour sur investissement »?

Objectif principal de la thèse

Afin de répondre aux deux questions ci-dessus, l'objectif principal de la thèse est d'une part de développer des modèles de prévision à moyen et court termes des demandes de soins dans les départements d'urgence et, d'autre part, explorer l'effet de plusieurs scénarios d'amélioration sur des indicateurs de performance propres aux départements d'urgence.

La première partie de cet ouvrage portera sur la modélisation des visites aux urgences, le volume d'admission provenant des départements d'urgence offrant des données pertinentes pour les planificateurs. **La deuxième partie** consistera en un travail de développement d'une « nomenclature stochastique » ou, en d'autres termes, la définition de la trajectoire du patient qui aidera à définir les quantités de ressources nécessaires pour répondre aux besoins de soins et favorisera l'intelligence collective des acteurs du processus des soins. **La troisième partie** portera sur la recherche de scénarios d'amélioration des temps de passage dans le département d'urgence et l'analyse des résultats d'un ensemble de simulations selon un plan d'expérience établi. Enfin, **la quatrième et dernière partie** portera sur l'analyse de l'effet de l'implantation du principe des cellules dynamiques appliqué aux salles d'examen. Cette dernière analyse sera réalisée selon un plan d'expérience où d'autres scénarios d'amélioration seront intégrés.

CHAPITRE 1 – REVUE DE LA LITTÉRATURE

Selon un rapport publié par le commissaire à la santé et le bien-être (2014), au Québec le nombre des visites des patients catégories 4 et 5 aux urgences représente plus de 60 % du nombre total des visites. L'une des causes attribuables à cette situation est le manque d'accès aux médecins de première ligne et aux plateaux techniques à l'extérieur de l'hôpital. Quant aux transports ambulanciers, l'achalandage a augmenté considérablement durant les 10 années précédant 2012-2013.

La dynamique interne d'un hôpital représente une structure complexe. Planifier et gérer le fonctionnement quotidien d'un hôpital nécessite une compréhension approfondie du système ainsi que des informations détaillées pour la prise de décision. Cette dynamique régissant un système hospitalier et le flux de patients à travers ses processus indiquent la nécessité d'introduire des modèles de capacité sophistiqués reflétant la complexité, l'incertitude, la variabilité et les ressources limitées (Harper, 2002).

Une pratique courante est de planifier et de gérer les capacités hospitalières grâce à une approche déterministe simple en utilisant les flux moyens de patients, les besoins moyens, la durée moyenne de séjour, la durée moyenne des opérations chirurgicales, etc. En termes mathématiques, un hôpital correspond à un système stochastique complexe de sorte que l'approche déterministe commune pour la planification et la gestion du système est inadéquate (Shahani, 1991).

Cette revue de littérature débute par une synthèse des travaux définissant des modèles conceptuels pour les départements d'urgence.

1.1 Gestion des opérations : département d'urgence vs industrie

Selon le *Business Dictionary*, la gestion des opérations est la conception, l'exécution et le contrôle des opérations qui transforment les ressources en produits ou services. Dans les entreprises, la dynamique de la compétitivité et de la survie a été un moteur de l'évolution de la gestion des opérations et ce, en créant un environnement favorable au développement de la performance de la qualité, l'efficacité et de la productivité (Bayraktar, Jothishankar, Tatoglu et Wu, 2007).

Dans le contexte d'aujourd'hui, où le contrôle des coûts des soins est l'une des priorités dans le système de santé et en particulier des hôpitaux, le médecin doit passer de la logique du travail artisanal qui s'arrête à l'acte de soigner, à une logique d'organisation et de gestion. Au fur et à mesure que les soins de santé sont devenus plus efficaces, ils se sont transformés d'une activité artisanale en une part importante du produit intérieur brut de tous les pays développés (Cruess et Cruess, 2015). Jean-Marie Clément (1993) qualifie à juste titre de « rupture conceptuelle »; rupture conceptuelle qui accompagne la transformation d'une pratique artisanale de la médecine à une stratégie industrielle d'une production des soins. Et c'est cette même logique qui doit forcer les différents acteurs de l'hôpital, soit le personnel de soins du département d'urgence, le personnel de soins des différents départements de l'hôpital et les gestionnaires, à s'aligner sur les mêmes concepts et objectifs.

Ces deux lignes de pouvoir et de culture que représentent la rationalité médicale et la rationalité administrative ne se trouvent pas naturellement en synergie, mentionne Cuyot (1994). Néanmoins, ce changement culturel et ce virage sont nécessaires et souhaités par le réseau et les médecins (Rondeau, 2010).

Pour le département d'urgence, les principes de la gestion des opérations peuvent être utilisés pour réduire et atténuer les effets de la surpopulation. Mais avant d'utiliser ces

principes, il est primordial de comprendre les différences entre le département d'urgence et les milieux hospitaliers, d'une part, et les entreprises manufacturières, d'autre part. Ci-dessous le tableau 1.1 qui synthétise les différences majeures qu'on peut voir dans ces deux différentes structures.

Tableau 1.1 Tableau comparatif Entreprise/Département d'urgence (Vissers et Beech, 2005)

	Entreprise	Département d'urgence
Gestion de production	Orientée flux de produits et matériel.	Orientée flux de patients ayant besoin de soins.
Interactions coût/performance	Fortes interactions.	Faible interactions dans un contexte canadien.
Nomenclature produit et procédés de fabrication	La nomenclature et procédés de fabrication sont bien explicites et identifient souvent le besoin exact de ressources et matériel requis.	Il est difficile de prédire d'avance les besoins en ressources à la suite d'une demande de soins.
Donneurs d'ordre et commandes	Les donneurs d'ordre et la hiérarchie sont bien définis et tout le monde travaille et s'aligne sur des mêmes objectifs.	Les donneurs d'ordre et les commandes ne sont pas bien définis. Le département d'urgence est caractérisé par un équilibre délicat des rôles et responsabilités entre les différents intervenants (gestionnaires, médecins, infirmières, etc.). Tout le monde sait ce qu'il doit faire et quels sont ses objectifs.
Inventaire	Pour des entreprises qui offrent des biens, elle a l'option de garder des inventaires pour faire face aux piques de demande.	Les services de soins ne sont pas stockables. Mais le patient, oui.
Critères de décision	Définis avant.	À la suite des diagnostics.

1.2 Modèles conceptuels des départements d'urgence

Comme tout organisme qui offre un produit, bien ou service, le département d'urgence est un ensemble de processus qui consomme des ressources pour répondre à une demande de soins. Il doit interagir avec des éléments externes et internes à l'hôpital selon des logiques et pratiques très réglementées. S'offrir des lignes directrices sur comment analyser le

problème de surpopulation des départements d'urgence est une tâche très complexe. Dans cette optique, plusieurs auteurs ont développé des modèles conceptuels des départements d'urgence, ce qui représente une étape nécessaire et primordiale.

1.2.1 Modèles avec partition en trois composantes

L'objectif d'un modèle avec partition en trois composantes est de fournir un cadre pratique sur lequel un programme organisé de recherche, de politique et de gestion des opérations peut être élaboré pour atténuer la surpopulation des départements d'urgence. Asplin *et al.* (2003) proposent, dans leur démarche, un modèle conceptuel à trois types de composantes soit; processus d'entrée, processus de passage et processus de sortie.

Dans ce modèle conceptuel, les composantes d'entrée incluent toute condition, événement ou caractéristique du système qui contribue à la demande des services du département d'urgence. Les composantes de passage du modèle identifient la durée de séjour du patient dans le département d'urgence comme un facteur potentiel contribuant à la surpopulation du département d'urgence. Enfin, la composante de sortie se résume par l'orientation des patients du département d'urgence. La raison la plus souvent citée pour la surpopulation du département d'urgence est l'incapacité de déplacer des patients admis du département d'urgence à un lit d'hospitalisation.

De même, Hoot *et al.* (2009) et, à la suite d'une revue de 93 travaux, classent les facteurs de surpopulation des départements d'urgence en trois catégories, soit les facteurs d'entrée comme les patients non urgents et les périodes d'épidémie, les facteurs de passage comme l'utilisation inappropriée des ressources et les facteurs de sortie comme la non disponibilité des lits d'hospitalisation (figure 1.1).

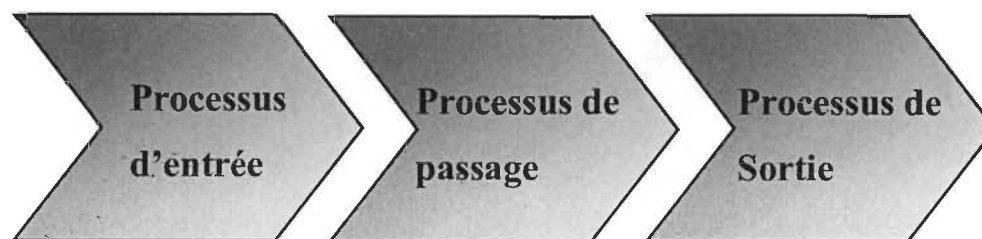


Figure 1.1 Modèle conceptuel du département d'urgence à trois composantes (Hoot *et al.*, 2009)

1.2.2 Département d'urgence comme une entité d'une chaîne de santé

Broyles et Cochran (2011) intègrent les départements d'hospitalisation au département d'urgence dans le problème de l'amélioration des files d'attente. Leur méthodologie consiste à voir l'hôpital comme des files d'attente markoviennes à deux multiserveurs en série (voir figure 1.2). Au Canada, 60 % des patients hospitalisés proviennent de l'urgence (Canadian Institute for Health Information, 2008) alors qu'au Québec, 64 %, soit 2 patients sur 3 qui sont hospitalisés, proviennent de l'urgence. (Commissaire à la santé et au bien-être, 2014). Les patients électifs qui sont hospitalisés et dont l'hospitalisation est souvent planifiée représentent le tiers des patients hospitalisés.

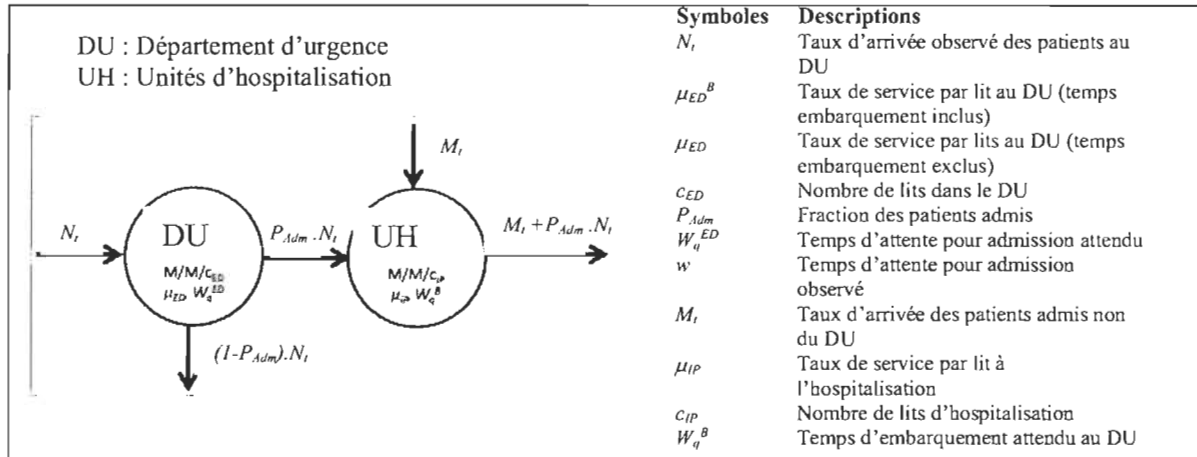


Figure 1.2 Département d'urgence comme un problème de files d'attente (Broyles et Cochran, 2011)

1.2.3 Approche systémique

Un système est, par définition, un ensemble d'éléments ou de sous-systèmes interdépendants, organisés pour atteindre un ou des objectifs et dont l'état varie dans le temps. Un système ouvert est un système en interaction avec d'autres systèmes externes. L'approche systémique pour l'amélioration des opérations des départements d'urgence devient nécessaire puisqu'elle illustre l'interdépendance des composants internes et externes aux établissements de soins (Marty, 2003) (figure 1.3).

Les défis des gouvernements et ministères de santé consiste à ce que chaque composante du réseau de santé d'un territoire, y compris le département d'urgence lui-même, se voit comme partie intégrante d'un tout. Ce concept permet d'établir des liens essentiels au bon fonctionnement des activités, de mieux détecter les effets à court et à long termes, des changements ou ajustements amenés par la participation de chaque composante du réseau. Ce concept permet aussi de déterminer les éléments susceptibles d'améliorer les problèmes décelés. De plus, dans la mesure où la finalité des actions est bien définie, cette

approche peut faire apparaître entre les partenaires une nouvelle dynamique favorisant l'amélioration des interactions et l'atteinte des résultats visés (AQESS, 2006).

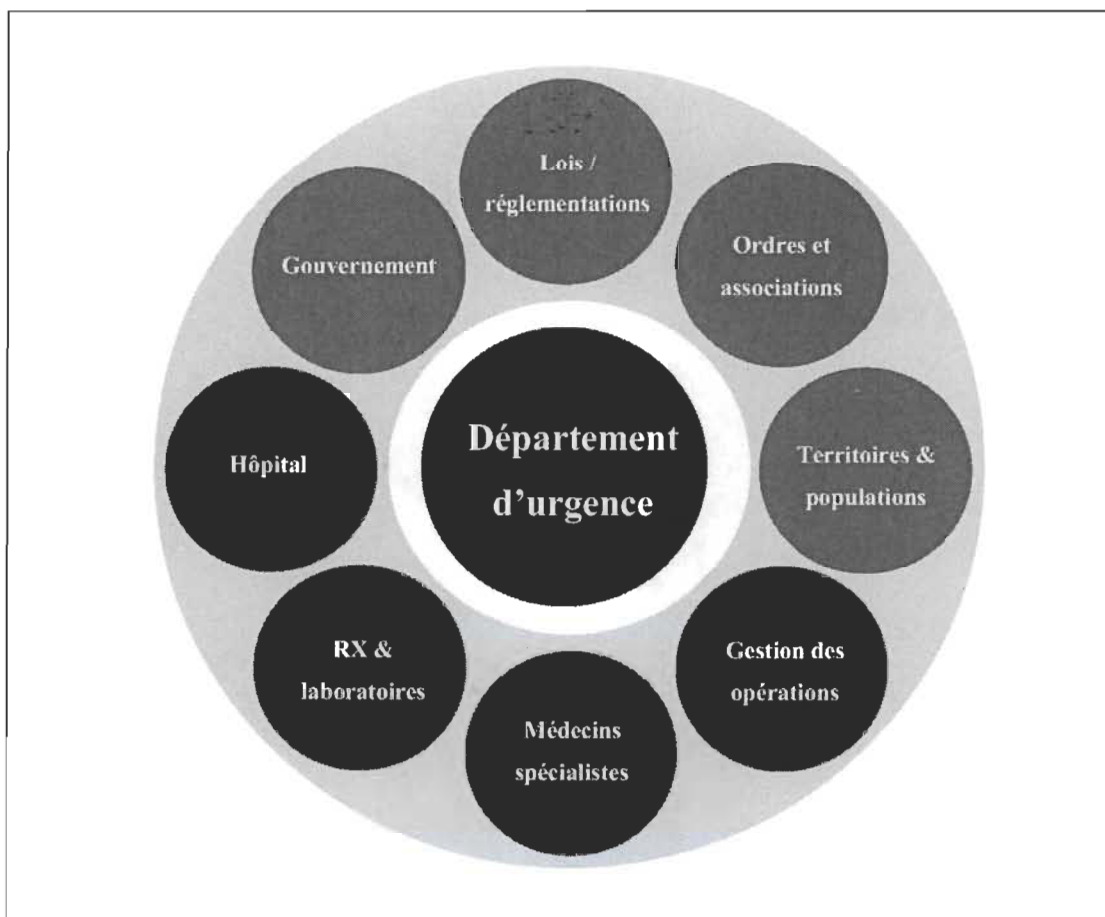


Figure 1.3 Approche systémique pour le département d'urgence (inspirée de Marty, 2003)

1.2.4 Un système « Job-Shop », « Push » ou « Pull »?

À première vue, le fonctionnement du département d'urgence pourrait être comparé au fonctionnement selon le principe « Job-Shop » (Aik Tan, Gubaras et Phojanamongkolkij, 2002) où différents travaux doivent visiter différents postes de travail en fonction de leurs procédés de fabrication. À la suite de l'augmentation de quelques ressources considérées

goulots d'étranglement, le temps d'attente des produits pourraient être réduits. Cependant, le goulot d'étranglement pourrait être déplacé vers une autre station qui dispose d'un nombre minimal de ressources pour gérer le trafic et risque d'augmenter le temps de passage global.

Dans un environnement « Push », la planification de la production s'adapte à la réalité de la ligne de production. Ceci peut entraîner un excès d'inventaire et d'efficacité des processus; la production des biens se fait en surplus de la demande réelle des clients. Le concept fondamental de production « Pull » est le concept de production en réponse à la demande réelle des clients ou de réapprovisionnement des stocks de manière contrôlée en fonction de la consommation de produits du client. Le processus de soin dans un département d'urgence s'apparente comme un processus « Pull » et non « Push », puisque l'expression du besoin de soins par le patient déclenche le processus de soin associé. Néanmoins, les départements d'urgence souffrent d'un manque de flexibilité de ses processus pour répondre à la diversité de ces demandes de soin (Lynn et Kellermann, 1991).

1.2.5 Le département d'urgence : un système complexe

Les premières caractérisations de la complexité ont émergé de la physique (par exemple, la théorie du chaos, la complexité du réseau), de l'informatique, de l'économie, de la biologie et de la philosophie (Auyang, 1999). D'autres caractérisations connexes ont décrit la complexité découlant de la nature des problèmes par rapport à leurs solutions. Les disciplines scientifiques plus récentes se sont appropriées et ont adapté les caractéristiques de la complexité à leurs domaines d'études. Bien qu'il existe un chevauchement considérable parmi les nombreuses définitions, un désaccord important persiste sur la notion de complexité et la nature de la science de la complexité (Phelan, 2001).

La théorie de la complexité a été utilisée pour étudier différents aspects des soins de santé, y compris la gestion (Plsek et Greenhalgh, 2001), la continuité des soins (Strumberg et Schattner, 2001), les soins infirmiers (MacDonald, 2004) et la prise de décision (Clancy et Delaney, 2005). Par exemple, Bar-Yam (2006) a construit son analyse de l'ensemble du système de santé américain autour d'une définition organisationnelle de la complexité, dans laquelle des organisations complexes (telles que celles engagées dans la pratique de la santé) se distinguent par leurs tâches désignées. Ces tâches étaient nombreuses, diverses et réalisées par des individus uniques. En revanche, Innes, Campion et Griffiths (2005) ont considéré la consultation individuelle du patient comme leur unité d'analyse et ont souligné les caractéristiques de cette rencontre qui étaient analogues à celles exposées par des systèmes adaptatifs complexes, tels que la non-linéarité (conduisant à l'incertitude) et l'adaptation à l'influence des organismes extérieurs (Phelan, 2001). La plupart des travaux antérieurs sur la complexité des soins de santé sont descriptifs et offrent des connaissances limitées aux chercheurs et aux praticiens sur la façon d'étudier et de comprendre les systèmes complexes.

De nombreuses fonctionnalités uniques à un service d'urgence aident à en faire un bon exemple d'un système complexe. La complexité existe dans pas moins de quatre dimensions : le patient, le médecin, la prise de décision clinique et la totalité de l'environnement (Smith et Feied, 1999).

Le département d'urgence, comme tout élément du système hospitalier, possède plusieurs caractéristiques des systèmes complexes : le travail est intrinsèquement collaboratif et dépend des relations au sein des équipes de cliniciens divers et entre eux, allant des médecins aux infirmières. Les décisions dans l'unité sont influencées par les résultats des tests radios, tests sanguins, les relations entre techniciens et professionnels, les interactions avec les unités externes; y compris les relations avec d'autres unités hospitalières, les services sociaux, les familles des patients et, parfois, les organismes locaux d'application

de la loi. En conséquence, l'information qui soutient la prise de décision dans ce contexte provient d'un réseau hautement interconnecté d'agents diversifiés.

1.3 Système d'information dans le département d'urgence

Des systèmes d'information robustes et la refonte des processus sont deux stratégies pour améliorer la sécurité et la qualité des soins d'urgence (Baumlin, Shapiro, Weiner, Gottlieb, Chawla et Richardson, 2010).

Les experts en soins de santé, les décideurs, les gestionnaires et les patients considèrent que les technologies de l'information pour les systèmes de santé, telles que les dossiers de santé électroniques et l'entrée de commandes informatisées, sont essentielles pour transformer l'industrie des soins de santé (Smith, 2004; Asch, McGlynn, Hogan, Hayward, Shekell et Rubenstein, 2004). La gestion de l'information est fondamentale pour la prestation des soins de santé (Chassin et Galvin, 1998). Compte tenu de la nature fragmentée des soins de santé, du volume important des transactions dans le système, de la nécessité d'intégrer de nouvelles preuves scientifiques dans la pratique et d'autres activités complexes de gestion de l'information, les limites de la gestion de l'information sont réelles. Bien que les avantages que les technologies de l'information peuvent offrir au système de la santé soient évidents en théorie, l'adaptation des nouveaux systèmes d'information aux soins de santé s'est révélée difficile et les taux d'utilisation ont été limités (Ash, Gorman, Seshadri et Hersh, 2004; Valdes, Kibbe, Tolleson, Kunik et Petersen, 2004). La plupart des applications de la technologie de l'information se sont concentrées sur les transactions administratives et financières plutôt que sur la prestation de soins cliniques (Audet, Doty, Peugh, Shamasdin, Zapert et Schoenbaum, 2004).

Au Québec, un cadre normatif du système d'information de gestion des départements d'urgence (SIGDU) a été établi pour des fins de normalisation des données des départements d'urgence. Sous forme d'un document qui s'intitule « Cadre normatif

système d'information de gestion des départements d'urgence (SIGDU) » (MSSS, 2004), cette référence est le fruit d'un travail de concertation entre les trois paliers de responsabilité, à savoir : les établissements opérant une unité d'urgence, les Régies régionales de la Santé et des Services Sociaux (RRSSS) et le ministère de la Santé et des Services Sociaux (MSSS).

1.4 Système de décision dans le département d'urgence

On nomme raisonnement clinique les processus de pensée et de prise de décision qui permettent au clinicien de prendre les actions les plus appropriées dans un contexte spécifique de résolution de problème de santé (Nendaz, Charlin, Leblanc et Bordage, 2005). La prise de décision clinique décrit une forme d'enquête qualitative et quantitative qui examine les processus de pensée impliqués dans la prise de décisions médicales. Dans un tel milieu où la demande est incertaine, le renforcement de l'autonomie individuelle des intervenants de production génère des gains substantiels de la productivité. Une littérature significative (Patel, Groen et Norman, 1991; Mandin, Jones, Woloschuk et Harasym, 1997; Kovacs et Croskerry, 1999) existe sur le modèle « hypothético-déductif » ordonné de la prise de décision clinique.

Les concepts modernes orientent les entreprises vers des structures distribuées où les décisions sont prises localement par des entités dotées de capacité de perception et d'action, ce qui permet d'augmenter la réactivité du système (El Haouzi, Thomas, Klein, Belmokhtar et Herrera, 2009). Dans le cas des hôpitaux, ces concepts sont une réalité non pas pour des buts d'efficacité, mais à cause d'un chevauchement des rôles et responsabilités entre les responsables décideurs. Souvent, les responsabilités sont partagées entre les administrateurs et le personnel médical (Vissers et Beech, 2005).

Le processus de décision dans un département d'urgence peut être représenté par un processus de décision markovien tel que défini par Bellman (1957) et Howard (1959).

Dans ce contexte, le processus de décision est un modèle stochastique où le médecin prend des décisions et où les résultats de ses actions dépendent de l'état des patients qui est une variable aléatoire.

L'un des effets critiques de la complexité du système est sa « quantification ». En d'autres termes, il y a un coût impliqué dans les ressources cognitives, informatiques, temporelles ou physiques requises ou dépensées mais difficile à quantifier.

Des auteurs comme Grosjean et Lacoste (1999) ressortent, à la suite d'une analyse comparative, la variété des compétences, savoirs, outils, dispositifs organisationnels qui sont engagés dans la communication et plus spécifiquement, dans les activités de coordination. De plus, cette même étude permet de rendre visible la diversité des modèles organisationnels qui émergent des pratiques : la coordination est assurée de manière très différente selon les services, en particulier du point de vue de la répartition des ressources sur lesquelles elle s'appuie (communication verbale, savoirs ou expériences partagés, outils, compétences des personnes, etc.). Ces différences procèdent de la prise en compte d'un certain nombre de facteurs spécifiques (nature des pathologies, composition des équipes, histoire du service, etc.). Enfin, chaque modèle produit une définition des compétences, places, attributions des intervenants potentiels, médecins, infirmières, aides-soignantes, mais aussi patients et proches de patients.

1.5 Communication au sein du département d'urgence

La communication est un enjeu stratégique aussi bien pour le département d'urgence que pour tout l'hôpital. Malgré que l'hôpital soit considéré comme une organisation complexe et que les bons processus de communication doivent être essentiels à son fonctionnement, très peu de travaux ont été fait pour comprendre la dynamique de communication interne et les exigences des hôpitaux, selon Coiera (2006). Brixey, Robinson, Tang, Johnson,

Turley et Zhang (2005) et Alvarez et Coiera (2005) décrivent les départements d'urgence comme des environnements avec un flux de travail hautement interrompus (figure 1.4).

Les interruptions du flux normal de travail sont causées par les systèmes téléphoniques et les pagettes, ainsi que le résultat de rencontres face à face par des collègues (par exemple, être arrêté dans le couloir). La nature de travail basée sur l'équipe exige également que les sujets communiquent fréquemment avec les membres de l'équipe tout au long de la journée de travail. Ainsi, et contrairement à l'entreprise de production, établir un plan de travail précis pour chaque membre de l'équipe soignante est une tâche difficile pour ce milieu.

La communication entre les médecins urgentologues est essentielle pour des soins de qualité et, même s'il peut y avoir un certain risque (encore sous-exploré), en raison de sa nature interruptive, cela est potentiellement compensé par les effets positifs de transfert d'information en temps opportun et la prestation de conseils. Ainsi, dans cet environnement occupé et perturbateur, le système semble fonctionner (Walter, Raban, Dunsmuir, Douglas et Johanna, 2017).

Bien que le système de communication semble bien fonctionner à l'intérieur du département d'urgence, qu'en est-il du système de communication entre le département d'urgence et les autres départements de l'hôpital? Dans un tel concept et avec un chevauchement des responsabilités, atteindre une visibilité totale des processus sera un atout important de l'ensemble de la chaîne de santé. Cette visibilité totale est considérée comme un des thèmes principaux du juste-à-temps (Canel, Rosen et Anderson, 2000).

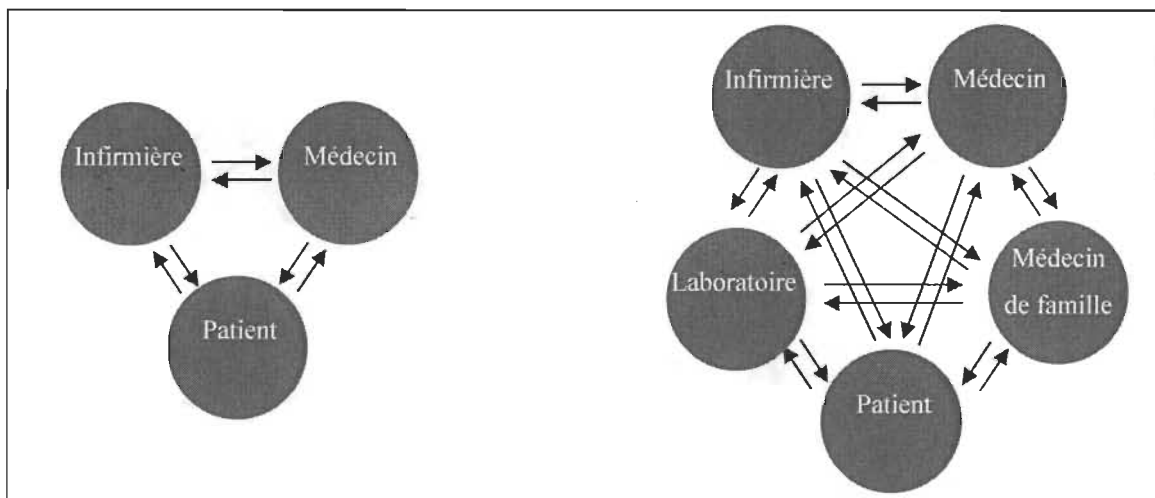


Figure 1.4. Nombre de conversations possibles en fonction du nombre des individus dans les processus de soin (Lang et Dickie, 1978).

1.6 Mesures de performance pour le département d'urgence

Comme tout organisme qui offre un bien ou service, le département d'urgence a besoin de stratégies pour atteindre ses objectifs. Ces objectifs, souvent quantifiés sous formes d'indicateurs de performances, élaborés et validés, se trouvent comme objets d'études de plusieurs ouvrages consultés.

Selon l'Institute of Medicine (2001) aux États-Unis, on définit six domaines de la qualité des soins à savoir : sûr, opportun, efficace, rentable, équitable et orienté patient.

Welch et al. (2011) identifient deux familles d'indicateurs : indicateurs de temps et indicateurs de proportions. Ces indicateurs sont listés et définis dans le tableau 1.2 ci-dessous.

Tableau 1.2. Mesures et indicateurs de performance pour le département d'urgence
(Welch, 2011)

Description	Définition
Arrivée à la prise en charge.	Intervalle de temps entre l'instant d'arrivée et l'instant de prise en charge (voir figure 2.5 : durée pour premier examen).
Temps de passage ou durée de séjour.	Intervalle de temps entre l'instant d'arrivée et le départ du patient, quelle que soit sa disposition.
Arrivée à l'espace de soins.	Intervalle de temps entre l'arrivée du patient et l'instant où il entre dans l'espace de soin.
Période de temps en l'entrée dans l'espace de soins au premier contact avec le fournisseur de soins.	C'est l'intervalle de temps entre la fin du triage et le premier examen par un médecin.
Période entre le contact avec le fournisseur de soin et l'instant où l'information est prête.	C'est l'intervalle de temps entre le premier examen et la disponibilité des informations requises pour la prise de décision.
Période entre l'instant où l'info est prête et la prise de décision.	C'est l'intervalle de temps entre la disponibilité de l'information et la prise de décision.
Période entre la décision et le départ du patient.	C'est la période entre la prise de décision médicale et le départ du patient, quelle que soit son orientation.
Période entre la décision d'admission et le départ du patient.	C'est la période entre la décision d'hospitalisation d'un patient et son départ vers l'unité d'hospitalisation (voir figure 2.5 : attente sur civière/lit).
Durées des sous-cycles	
Cycle de triage.	Durée du processus de triage.
Cycle d'analyse laboratoire.	Durée entre le placement d'une commande pour des analyses de laboratoire à l'obtention des résultats.
Cycle pour l'imagerie.	Durée entre le placement d'une commande d'imagerie X et l'obtention des résultats.
Cycle de consultation.	Durée que prend une consultation.
Cycle d'affectation de lit.	Durée entre le placement d'une commande pour un lit d'admission et l'admission du patient.
Indicateurs de proportions	
Quitter sans être vu par un médecin.	Proportion des patients ayant quitté le département d'urgence sans être vu par un médecin.
Quitter avant le traitement complet.	Proportion des patients qui n'ont pas passé par le processus de soins complet.
Taux des plaintes.	Proportion des patients ayant exprimé des plaintes et un mécontentement.
Retour aux urgences après moins de sept jours.	Proportion du nombre de patients qui retournent aux urgences dans les sept jours qui suivent une première visite.

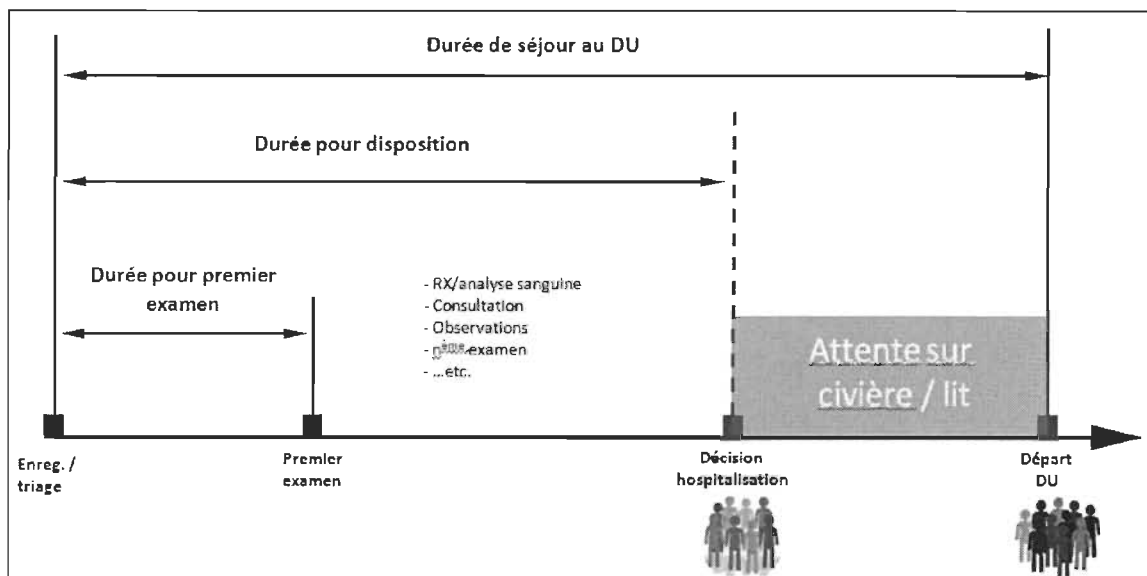


Figure 1.5. Le temps dans le département d'urgence (Canadian Institute of Health Information, 2007).

1.7 Modèles de prévision des visites aux urgences

La performance de tout département d'urgence qui vise à maximiser l'exploitation de ses ressources et répondre à la demande efficacement, dépend en premier lieu de sa capacité à comprendre la nature de la demande de soins. C'est cette information qui est à la base des mesures d'investissement et de planification que le département d'urgence doit entreprendre. Ci-dessous un sommaire de la revue de la littérature qui traite la modélisation des visites aux urgences en vue de faire des prévisions.

1.7.1 Prévision des visites aux urgences : analyses des séries chronologiques

Plusieurs approches et modèles mathématiques ont été proposés dans la littérature pour la prévision des demandes en soins d'urgence basé sur des analyses de séries chronologiques et faisant appel à des variables de différentes natures.

Abraham *et al.* (2009) décrivent quelques modèles de prévision journalières, à savoir le modèle de prévision par moyenne mobile, prévision par lissage exponentiel simple et des modèles d'autorégression à moyennes mobiles intégrées (ARIMA), soit régression saisonnière, *Seasonal ARIMA*, le *Modelling Discharge Proportion* et le *Modelling Length of Stay*. Dans cette étude, ce sont les variables temporelles qui ont été utilisées.

Wargon, Casalino et Guidet (2010) ont proposé un modèle linéaire général pour la prévision de l'achalandage en région parisienne faisant appel à des variables explicatives de type temporelles (jours, mois, jours fériés).

Chen, Ho, Chou, Yang, Chen et Shi (2011) ont utilisé ARIMA en impliquant des variables de type climatique (température, humidité, niveau des pluies) pour estimer le nombre de visites des patients par type de spécialité de soins.

L'usage simultané de variables temporelles (jours, mois, saison) et variables climatiques telles que la température, l'humidité, les précipitations, etc., dans des techniques de prévisions a suscité l'intérêt de quelques chercheurs. Kam, Sung et Park (2010) et Sun, Hoon Heng, Seow et Seow (2009) ont amélioré le modèle en travaillant sur trois catégories de gravité indépendamment.

1.7.2 Prévision des visites aux urgences : utilisation de sources d'informations connexes

L'idée d'exploiter des sources d'informations connexes afin de les transformer en informations pertinentes pour la prise de décision n'est pas nouvelle; ce sont les techniques de prévision associative. Ces techniques sont souvent utilisées dans le domaine de la construction où la connaissance du nombre de chantiers ayant eu des permis permet de tracer des prévisions de ventes de produits et services en lien avec ce secteur. Pareillement, en milieu de la santé et spécifiquement les visites des urgences, Perry, Moore, Levesque, William, Pickett et Korenberg (2010) ont montré la possibilité d'utiliser

le nombre d'appels reçus par Telehealth Ontario pour tracer une prévision des visites de patients aux urgences souffrant de problème respiratoire.

Le tableau 1.3 ci-dessous résume la revue de littérature sur les travaux de modélisation des nombres de visites comme des séries chronologiques.

Tableau 1.3. Résumé de la revue des travaux sur la modélisation des nombres de visites aux urgences

Auteurs	Variables explicatives	Variable dépendantes	Modèles	Résultats	Limitations	Régions
Wargon <i>et al.</i> , 2010	Jours fériés. Jours de la semaine. Mois. Tendance.	Nombre de visites aux urgences.	Régression linéaire.	MERA = 5,3 %	Aucune information sur le nombre d'admission.	France
Chen <i>et al.</i> , 2011	Température extérieure (moy., min., max.). Humidité relative, pluie, indice de fluctuation, nombre de visites (hist.).	Nombre de visites aux urgences.	ARIMA	MERA = 5,73 % ~21,18 %.	Facteurs socio-économiques. Aucune information sur le nombre d'admission.	Taiwan
Kam <i>et al.</i> , 2010	Mois. Jours de la semaine. Jours fériés. Saison. Température (moy., max, min. et diff.) Pluie, neige, vitesse du vent, humidité relative et poussière jaune). Nombre de visites (hist.).	Nombre de visites aux urgences.	Régression linéaire. SARIMA. SARIMAX.	MERA : (RL) = 11,2 %. (SARIMA) = 8,48 %. SARIMAX) = 7,44 %.	Aucune information sur le nombre d'admission.	Corée du Sud

Tableau 1.3. Résumé de la revue des travaux sur la modélisation des nombres de visites aux urgences (suite)

Auteurs	Variables explicatives	Variable dépendantes	Modèles	Résultats	Limitations	Régions
Sun <i>et al.</i> , 2009	Mois. Jours de la semaine. Jours fériés. Température. Humidité relative. PSI (index standard de polluants). Visits (hist.).	Nombre de visites aux urgences.	ARIMA	MERA (total) = 4,8 %. MERA (triage P1) = 16,8 %. MERA (triage P2) = 6,7 %. MERA (triage P3) = 8,6 %.	Modèle de prévision des visites par niveau de triage mais aucune information sur le nombre de patients admis.	Singapour
Jones, Thomas, Evans, Welch, Haug et Snow, 2008	Jours, jours fériés, mois, température maximale, inteactions.	Nombre de visites aux urgences.	SARIMA Régression linéaire avec variables climatiques. Lissage exponentiel. Réseau de neurones.	Good precisions for auto-regression models.	No info about the number of admissions waiting for beds. Analysis limited to one region.	États-Unis
Hoot <i>et al.</i> , 2009	Visites (hist.). Fréquence de visites.	Nombre de visites aux urgences.	Outil de simulation pour prévision.	Bonne précision pour un horizon de deux heures.	Beaucoup d'hypothèses ont été considérées pour établir le modèle.	États-Unis

1.8 Modèle de prévision des nombres des patients admis

1.8.1 Prévision du nombre de patients admis : analyse des séries chronologiques

Certains auteurs croient que l'amélioration du flux des patients à l'urgence est une conséquence directe de l'amélioration des temps d'attente des patients en processus d'admission; ces derniers ont concentré leurs recherches à comprendre et à estimer le nombre de patients admis.

Des auteurs ont utilisé les techniques d'analyse des séries chronologiques dans leurs travaux de prévisions comme Schweigler, Desmond, McCarthy, Bukowski, Ionides et Younger (2009), Jones *et al.* (2008) et Boyle, Jessup, Crilly, Green, Lind, Wallis, Miller

et Fitzgerald (2011). Ces derniers ont fourni un modèle avec une Moyenne d'Erreur Relative Absolue (MERA) de 11 % pour une admission journalière. Abraham et al. (2009) a souligné un caractère imprévisible des nombres des admissions pour les moyens et longs termes et les techniques qu'ils ont utilisées ne sont appropriées que pour des horizons inférieurs à une semaine.

1.8.2 Prévision du nombre de patients admis : opinion des professionnels de la santé

Établir le risque qu'un patient peut être admis ou non dès l'étape du triage a intéressé quelques auteurs; une telle information permet de prendre des décisions adéquates pour limiter les surpopulations aux urgences. Peck, Gaehde, Benneyan, Graves et Nightingale (2013) ont démontré que de telles techniques permettent de fournir des prévisions du nombre de patients admis à partir des visites aux urgences. Dans leur ouvrage, ils comparent les méthodes utilisant les opinions des experts et des méthodes statistiques. Ils utilisent la technique de Naïve Bayes et des facteurs de prédictions comme l'âge, le moyen d'arrivée, le niveau de gravité et le problème de santé dont souffre le patient.

Bankart *et al.* (2011), Gunther, Taub, Rogers et Baker (2013) et Reid, Cook et Majeed (1999) se sont intéressés aux taux d'admission et les facteurs influents pour prédire l'admission ou non des patients. Ces auteurs n'ont pas traité le nombre des admissions comme séries chronologiques.

Le tableau 1.4 ci-dessous résume la revue de littérature sur les travaux de modélisation des admissions en provenance du département d'urgence.

Tableau 1.4. Résumé de la revue des travaux sur la modélisation des nombres des patients admis provenant de l'urgence

Auteurs	Variables explicatives	Variables dépendantes	Modèles	Résultats	Limitations	Régions
Schweigler <i>et al.</i> , 2009	Occupation des lits aux urgences.	Nombre de lits occupés aux urgences.	AR. MA. SARIMA.	SARIMA : CIA = - 281 +/- 27 Log vraisemblance = 144 +/- 13 AR : CIA = - 305 +/- 27 Log vraisemblance = 158 +/- 14	Modèle limité à des périodes de 24 heures.	États-Unis
Boyle <i>et al.</i> , 2011	Nombre de visites aux urgences (hist.) et admission.	Nombre de patients admis.	ARIMA. Lissage exponentiel.	MAPE = 11 % (admission). MAPE = 7 % (visite).	Aucune information sur la catégorie des soins demandés.	États-Unis
Abraham <i>et al.</i> , 2009	Nombre de visites aux urgences (hist.).	Nombre de patients admis.	AR. SARIMA.	MAPE (AR) = 7 % (1 jour). MAPE (AR) = 9 % (7 jours). MAPE (ARIMA) = 5 % (1 jour). MAPE (ARIMA) = 8 % (7 jours).		Australie
Peck <i>et al.</i> , 2013	Nombre de visites aux urgences. Moyen d'arrivée. Niveau de gravité. <i>Fast Track</i> ou non. Problèmes de santé.	Nombre de patients admis.	Naïve bayésien appliqué à une combinaison de variables d'entrée comparé aux résultats obtenus des opinions des experts ainsi que d'autres techniques.	VA bayes. Sensibilité = 53,48. Spécificité = 91,41.	Prédiction de court terme.	États-Unis
Bankart <i>et al.</i> , 2011 Gunther <i>et al.</i> , 2013 Reid <i>et al.</i> , 1999	Médecine générale caractéristique du patient.	Taux d'admission.	Statistiques descriptives.	Caractéristiques des patients ont une influence significative sur le taux d'admission.		Angleterre

1.9 MRP et planification des besoins en ressources hospitalières

Au cours des dernières décennies, le besoin de fournir aux hôpitaux des technologies de l'information afin de faciliter la collecte, l'archivage et la gestion des données s'est fait sentir. Un exemple pertinent est l'introduction de la feuille de cas électronique du patient dont l'objectif est de recueillir et stocker les données cliniques sur les patients et leur cas (Grimson, Grimson et Hasselbring, 2000).

Outre l'enregistrement et la gestion des données, l'un des plus grands problèmes auxquels les hôpitaux doivent faire face est le grand temps d'attente, en raison de l'augmentation de la demande ainsi que d'une mauvaise coordination des ressources disponibles (Iannone, Pepe et Riemma, 2009). En ce moment, par exemple, dans les organisations de soins de santé, il n'est pas possible de savoir à l'avance l'utilisation des ressources et leur disponibilité. Souvent, le temps nécessaire à fournir des services aux patients est estimé par les médecins, selon leur expérience. Comme toute entreprise de service, les hôpitaux sont organisés par départements et bureaux spécialisés. La plupart de ces unités de travail sont indépendantes, possèdent leurs propres ressources et travaillent avec autonomie.

Les hôpitaux pourront avoir besoin d'un système de planification et de contrôle pour planifier les admissions de patients; patients de l'urgence ou patients électifs, et la capacité requise afin d'optimiser les délais pour offrir de meilleurs services de soins et utilisation des ressources. Cette question a toujours fait l'objet de recherches scientifiques afin d'améliorer les performances de l'hôpital. Dans le passé, les chercheurs ont défini la possibilité d'utiliser le système MRP, basé sur la demande dépendante, pour résoudre les problèmes de planification dans les systèmes de santé en développant un nouveau système, appelé HRP – Planification des Ressources Hospitalières – (Roth et Van Dierdonck, 1995). Après eux, d'autres auteurs ont présenté un cadre de planification hiérarchique pour la planification et le contrôle de la production dans les organisations de soins de santé (Visser, Bertrand et de Vries, 2001). De cette façon, ils ont confirmé qu'il

est possible d'appliquer les logiques de MRP aux environnements de services, ce que Shahani (1991) refuse, en déclarant que les hôpitaux correspondent à des systèmes stochastiques complexes, de sorte que l'approche déterministe commune pour la planification et la gestion est inadéquate.

Les processus de service de soins sont souvent assimilables à du travail selon le concept du « juste-à-temps » (Vissers et Beech, 2005) puisque ce service ne peut être stocké et les processus se déclenchent dès que la demande de soins se manifeste. Dans un tel milieu où la demande est incertaine, le renforcement de l'autonomie individuelle des intervenants de production génère des gains substantiels de la productivité.

Les concepts modernes orientent les entreprises vers des structures distribuées où les décisions sont prises localement par des entités dotées de capacité de perception et d'action, ce qui permet d'augmenter la réactivité du système (El Haouzi *et al.*, 2009). Dans le cas des hôpitaux, ces concepts ont toujours été une réalité, non pas pour des buts d'efficacité, mais à cause d'un chevauchement des rôles et responsabilités entre les responsables décideurs. Souvent, les responsabilités sont partagées entre les administrateurs et le personnel médical (Vissers et Beech, 2005). La communication entre les médecins d'urgence est essentielle pour des soins de qualité et même s'il peut y avoir un certain risque (encore sous-exploré) en raison de sa nature interruptive, cela est potentiellement compensé par les effets positifs de transfert d'information en temps opportun et la prestation de conseils. Ce qui semble un environnement occupé et perturbateur peut être en fait le fonctionnement d'un système résilient et adaptable (Walter *et al.*, 2017).

Bien que le système de communication semble bien fonctionner à l'intérieur du département d'urgence, qu'en est-il du système de communication entre le département d'urgence et les autres départements de l'hôpital? Dans un tel concept et avec un chevauchement des responsabilités, atteindre une visibilité totale des processus sera un

atout important de l'ensemble de la chaîne de santé. Cette visibilité totale est considérée comme un des thèmes principaux du juste-à-temps (Canel *et al.*, 2000).

Les processus externes souvent cités comme responsables de la prolongation du temps de passage et des temps d'attente dans les départements d'urgence sont les processus d'hospitalisation, les processus de consultation des médecins spécialistes et les laboratoires d'analyse.

Le temps d'attente des patients pour être admis constituent une part non négligeable du temps total de visite à l'urgence. Souvent, on attribue ce temps d'attente au manque de lits dans les hôpitaux. En effet, Forster, Stiell, Wells, Lee et Van Walraven (2003) et Moskop, Sklar, Geiderman, Schears et Bookman (2008) ont montré un lien entre le taux d'occupation des lits et le temps d'attente aux urgences. Rathlev *et al.* (2004) ont confirmé ce constat en mettant en évidence une corrélation entre les durées de séjour aux urgences et le taux d'occupation des hôpitaux (augmentation de 4,1 minutes pour chaque 5 % d'occupation de l'hôpital), À titre d'exemple : le nombre d'admission (augmentation de 2,2 minutes pour chaque admission additionnelle).

Le temps d'attente de consultation par un médecin spécialiste sur appel représente une part importante des temps d'attente totaux des patients. Bien que ces temps soient soumis à des recommandations, il arrive que pour différentes raisons les médecins spécialistes se trouvent en défaut à respecter ces délais. Plusieurs auteurs tels que Burt et McCaig (2006) et Niska, Bhuiya et Xu (2010) ont soulevé le problème de la disponibilité des médecins spécialistes sur appel.

1.10 Amélioration des flux de patients aux départements d'urgence

Le temps d'attente excessif et la surpopulation aux urgences ont suscité l'intérêt de plusieurs auteurs et les a motivés à étudier ce phénomène pour ressortir des idées d'amélioration. Plusieurs approches et orientations de traitement du problème sont citées dans la littérature. Le mandat de ce travail est d'énumérer quelques idées d'amélioration souvent mentionnées dans la littérature. Dans cet ouvrage, ces idées sont regroupées en deux volets principaux : amélioration des flux des patients comme un problème de files d'attente et la réingénierie des processus du département d'urgence et des départements connexes.

1.10.1 Amélioration des flux des patients comme un problème de files d'attente

Cette approche est l'une des plus citée dans la littérature lorsqu'on parle de réduction des temps d'attente et de l'amélioration des flux. La méthode est souvent déployée sans nécessairement changer les volumes des ressources ou apporter des nouveaux investissements. La première idée souvent décrite dans la littérature et qui a déjà fait ses preuves est le *Fast Tracking*. Proposée par Alavi-Moghaddam *et al.* (2012) et Considine, Kropman, Kelly et Winter (2008) et plusieurs autres auteurs, elle est considérée comme une solution pratique et efficace pour réduire les files d'attente. Kolb, Peck, Schoening et Lee (2008) proposent l'ajout de zones tampon de certaines tailles pour décongestionner le département d'urgence et améliorer le flux des patients. Green, Soares, Giglio et Green (2006) ont étudié le problème des temps d'attente par une gestion des files d'attente; Cochran et Roche (2009) ont introduit dans leur modèle mathématique des files d'attente aux urgences la notion de « Multi-Class Queuing Network » incorporant ainsi des variables stochastiques tels que la gravité de l'état des patients (cinq niveaux) ainsi que les probabilités des admissions. Broyles *et al.* (2011) intègrent les départements d'hospitalisation au département d'urgence dans le problème de l'amélioration des files

d'attente. Leur méthodologie est de voir l'hôpital comme des files d'attente markovienne à deux multiserveurs en série.

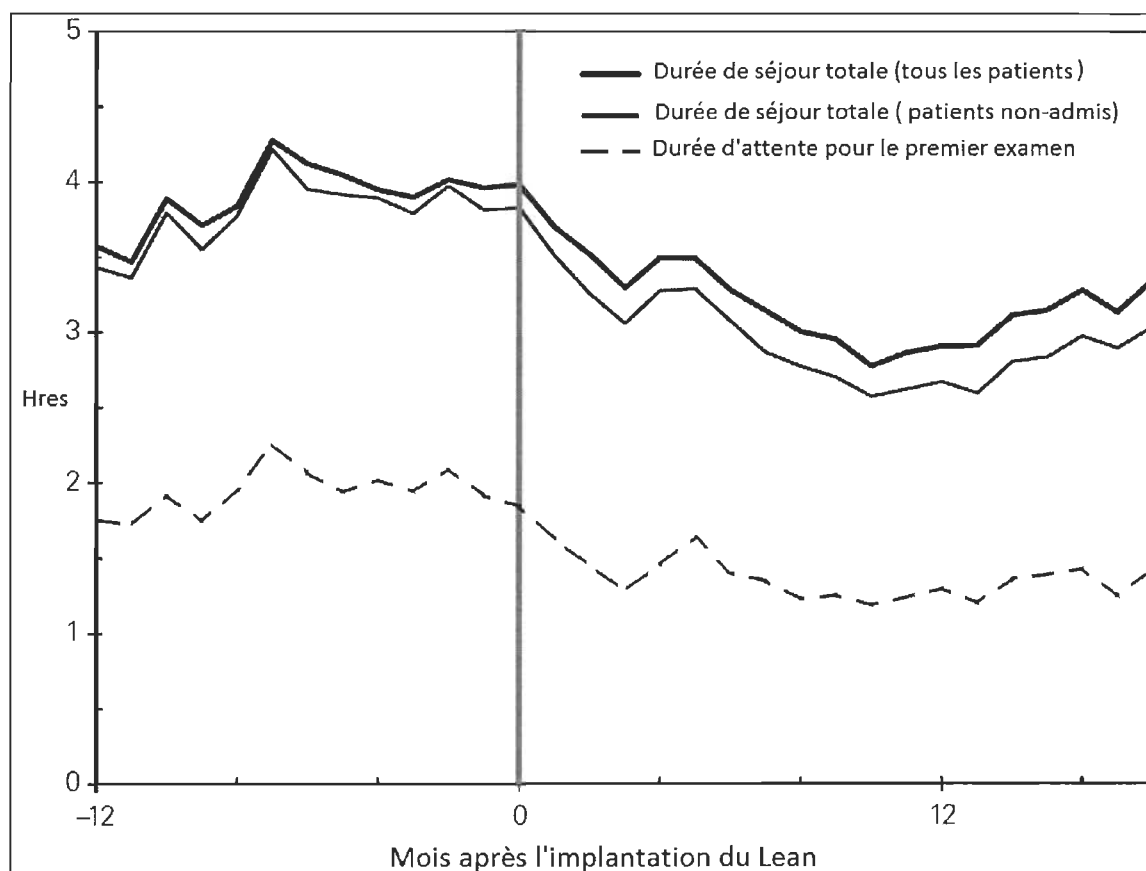
Tableau 1.5. Sommaire des travaux sur la gestion de files d'attente appliqué aux urgences

Auteurs	Variables	Modèles	Résultats	Limitations
Green <i>et al.</i> , 2006	Nombre de patients qui quittent sans voir un médecin. Horaire Staff.	Théorie des files d'attente M/M/s.	Réduction de 22,9 % des patients non vus par un médecin.	Processus simplifiés et modèle non applicable pour une équipe intervenante plus complexe.
Cochran et Roche, 2009	Nombre de patients qui quittent sans voir un médecin.	Modèle mathématique.	Taux d'utilisation. Temps d'attente.	
Broyles <i>et al.</i> , 2011	Fréquence du département d'urgence et fréquence d'admission.	M/M/c.	Quantification des ressources nécessaires et temps d'attente pour chaque processus de l'urgence.	
Considine <i>et al.</i> , 2008	Nombre de patients en congé après 2 h et 4 h (niveaux de gravité 3, 4 et 5).	Implantation du <i>Fast Tracking</i> .	Sans <i>Fast Tracking</i> : congé en 2 h : 44 %, congé en 4 h : 84 %, avec <i>Fast Tracking</i> : congé en 2 h : 53 %, congé en 4 h : 92 %.	
Kolb <i>et al.</i> , 2008		Simulation : effet d'ajout de zones tampons dans les processus d'urgence (cinq scénarios).	Chaque scénario améliore le temps d'attente des patients admis.	

1.10.2 L'amélioration des temps d'attente par une réingénierie des processus de l'hôpital et la philosophie *Lean*

La réingénierie des processus et la philosophie de gestion *Lean* sont des philosophies qui gagnent en popularité depuis quelques années dans les hôpitaux (Mazzocato, Savage, Brommels, Aronsson et Thor, 2010). Ces philosophies apportent une nouvelle vision sur

comment devrait fonctionner quelques processus de l'hôpital. Selon les observations de Dickson, Angelov, Vetterick, Eller et Singh (2009), l'application du *Lean* par le personnel travaillant peut apporter des améliorations des délais d'attente dans les départements d'urgence. Ng, Vail, Thomas et Schmidt (2010) montrent que l'implantation du *Lean* au processus d'urgence a réduit la durée de voir un médecin de 111 minutes à 89 minutes et la durée totale de séjour des patients non hospitalisés de 3,6 heures à 2,8 heures (voir graphique 1.1).



Graphique 1.1 Impact de l'implantation du *Lean* sur le temps d'attente (Ng *et al.*, 2010)

Ci-dessous une liste des propositions en vue d'améliorer les performances des urgences à la suite de la revue des travaux existants.

1.10.2.1 Changement horaire du personnel

Dans la littérature, le mot ressources du département d'urgence englobe généralement le personnel (médecins et infirmiers, etc.), les équipements et les espaces. Takakuwa et Shiozaki (2004) mentionnent qu'une mauvaise exploitation des ressources (lits, docteurs, etc.) sera traduite par des temps d'attente élevés. Ceci représente la majeure partie de tout le temps d'attente à l'urgence. À cause des contraintes financières que vivent les hôpitaux, Green *et al.* (2006) montrent comment le changement d'horaire du personnel peut améliorer l'efficacité du département d'urgence et réduire, par conséquent, le temps d'attente. Beaulieu, Ferland, Gendron et Michelon (2000) ont établi un modèle mathématique linéaire visant à optimiser l'horaire de l'équipe soignante. Ils montrent que ce modèle permet une meilleure planification que celle faite par les experts des ressources humaines de l'hôpital; leur modèle intègre plusieurs règles et contraintes difficiles à considérer dans une planification traditionnelle. Néanmoins, à cause de la lourdeur et complexité du modèle, l'horizon a été limité à quatre semaines. Rossetti, Trzcinski et Syverud (1999) a mis en évidence, via la simulation, l'effet d'un changement de l'horaire du personnel médical sur les durées de visites et le taux de consommation de ces ressources et ce, en comparant quatre horaires différents.

1.10.2.2 Processus du triage

Selon Choi, Wong et Lau (2006), le TRIAD (Rapid Initial Assessment by Doctor) permet une réduction considérable du temps d'attente dans le département d'urgence. Subash, Dunn, McNicholl et Marlow (2004) montrent le triage combiné (médecin, infirmière) pendant trois heures réduit aussi le temps d'attente. Des travaux avaient comme objectif d'établir des protocoles permettant à l'infirmière de triage de prescrire des tests sanguins ainsi que des radios X. Au triage, Cameron, Rodgers, Ireland, Jamdar et McKay (2013) montrent qu'il est facile de prédire avec six variables (catégorie de triage, âge, score national d'alerte précoce, arrivée en ambulance, source de référence et admission au cours

de la dernière année.), si un patient sera admis ou non, une information pertinente pour tracer le profil des patients en attente.

1.10.2.3 Consultation des médecins spécialistes

Le temps d'attente de consultation par un médecin spécialiste sur appel représente une part importante du temps d'attente des patients. Bien que ce temps soit soumis à des recommandations, il arrive que pour différentes raisons les médecins spécialistes se trouvent en défaut à respecter ces délais. Plusieurs auteurs tels que Burt et McCaig (2006) et Niska *et al.* (2010) ont soulevé le problème de la disponibilité des médecins spécialistes sur appel.

1.10.2.4 Processus d'admission des patients

Le temps d'attente des patients pour être admis constituent une part non négligeable du temps total de visite à l'urgence. Souvent, on attribue ce temps d'attente au manque de lits dans les hôpitaux. En effet, Forster *et al.* (2003) ont montré un lien entre le taux d'occupation des lits et le temps d'attente aux urgences. Rathlev *et al.* (2004) ont mis en évidence une corrélation entre les durées de visites aux urgences et le taux d'occupation des hôpitaux (augmentation de 4,1 minutes pour chaque 5 % d'occupation de l'hôpital), le nombre d'admission (augmentation de 2,2 minutes pour chaque admission additionnelle).

1.10.2.5 Concept de l'unité d'observation

L'unité d'observation représente une piste de solution et où on y trouve des patients en attente d'admission, des patients avec une faible probabilité d'admission mais qui doivent être sous-observation pour différentes raisons. Juan, Salazar, Alvarez, Perez, Garcia et Corbella (2006) et Baugh, Venkatesh et Bohan (2011) ont ressorti des avantages à utiliser

une unité d'observation indépendante au département d'urgence; des avantages de type financier mais aussi des avantages relatifs aux durées des visites des patients à l'hôpital (de 12 jours à 3,4 jours).

1.10.2.6 Processus externes

Si on considère le département d'urgence comme un élément d'une chaîne de santé, par analogie à une chaîne logistique, le temps de passage d'un patient dans le département d'urgence dépend aussi de l'efficacité de processus externes qui sont en interaction avec le DU; on cite par exemple les laboratoires d'analyses, de radio ou aussi les départements d'hospitalisation. Holland, Smith et Blick (2005) montrent une corrélation entre la durée que passe un patient à l'urgence et les durées que prennent les analyses de laboratoire ($R^2 = 0,66$; $P < 0,01$).

1.10.2.7 Technologie de l'information

Un bon système de communication est primordial dans une organisation complexe telle qu'un département d'urgence. Aujourd'hui, les départements d'urgence ne peuvent se passer de logiciels de gestion des patients ou aussi de la technologie de la communication. Avec la technologie des appareils mobiles, de nouvelles approches de communication ont ou vont révolutionner le travail aux urgences. Un rapport publié par ACCA, NHS et European Commission (2010) parle d'une réduction de 33 % la durée de séjour d'un patient à l'urgence. Bonalumi (2012), de Blue Jay Consulting, décrit l'usage de la technologie des kiosques à l'enregistrement comme un outil d'amélioration de l'efficacité des processus d'urgence.

1.11 Modélisation et simulation des départements d'urgence

Ces dernières années, la simulation a été largement utilisée dans les travaux visant à améliorer les départements d'urgence. Déjà en 2008, plus d'une centaine d'ouvrages ont fait l'objet de simulation d'un département d'urgence, selon Cochran et Roche (2009). Un nombre facile à justifier à cause de la lourdeur procédurale des processus d'urgence, des coûts d'implantation de nouveaux systèmes et la résistance aux changements. La simulation, qui est une représentation artificielle d'un système, permet de visualiser le comportement de ce dernier à la suite de l'introduction de changements; ainsi, toute modification apportée à un système réel a déjà fait l'objet d'observations et validation.

Comme dans les travaux de Samaha et Armel (2003), les auteurs définissent comme buts de la simulation :

- la visualisation des processus du département d'urgence;
- l'identification et la quantification des goulots d'étranglement;
- la mise en œuvre artificielle de divers scénarios; et
- la réduction du temps attente et l'amélioration des flux des patients.

Selon Mandahawi, Al-Shihabi, Abdallah et Alfarah (2010), Roberts *et al.* (2006), Chinbat et Takakuwa (2008), Miller, Ferrin et Szymanski (2003), la simulation est utilisée conjointement avec Six Sigma; deux outils qui se complémentent bien pour analyser des plans d'expérimentation à plusieurs scénarios.

La simulation a été aussi déployée pour l'évaluation de la planification des ressources humaines (Rossetti *et al.*, 1999; Ahmed et Alkhamis, 2009), ou pour l'amélioration des aménagements (Wiinamaki and Dronzek, 2003; Gibson, Henderson, Biller, Hsieh et Shortle, 2007).

Le tableau 1.6 synthétise quelques travaux qui ont fait appel aux techniques de la simulation dans le but d'améliorer les performances des départements d'urgence.

La modélisation est la fondation et l'infrastructure de la simulation. Bien modéliser un système est primordial pour réussir toute simulation. Des auteurs ont travaillé à établir des procédures de modélisation minimisant les erreurs entre le système réel et le modèle théorique. Robinson (1997) a établi un processus de validation à trois étapes tel que décrit la figure 1.6.

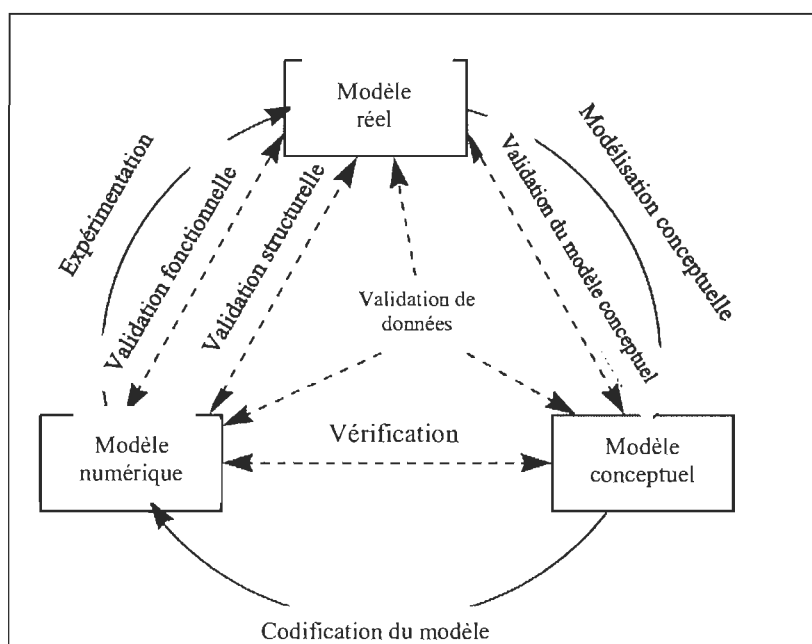


Figure 1.6. Processus de validation des modèles (Robinson, 1997)

Tableau 1.6. Sommaire des travaux d'analyse et amélioration des urgences par la simulation

Auteurs	Variables	Objectif et méthodes	Résultats	Limitations
Ahmed <i>et al.</i> , 2009	Objectif : flux des patients et temps d'attente. Variables : horaires équipe soignante.	Simulation combinée à des modèles d'optimisation.	Amélioration du flux des patients de 28 % et réduction des temps d'attente de 40 %.	
Connelly et Blair, 2004	Équipe soignante, espaces et équipements, enregistrements sur les patients.	Modèle pour cinq jours d'activités. Comparer les <i>Fast Tracking</i> au Acuity Ratio Triage (ART).	ART offre plus d'avantages opérationnels et économiques.	Considère des groupes de patients et non par patient.
Rossetti <i>et al.</i> , 1999	Niveau d'utilisation de l'équipe soignante.	Mesurer l'impact du niveau de l'utilisation de l'équipe soignante sur le temps d'attente.	Simulation fait ressortir une combinaison optimale entre pourcentage des patients dont le temps d'attente est supérieur à 270 minutes.	Ne considère pas les autres ressources.
Komashie et Mousavi, 2005	Équipe soignante, indicateurs de performance pour le département d'urgence.	Comprendre la sensibilité de quelques indicateurs de performance.	Sensibilité importante au nombre de médecin et infirmière (ajout d'un médecin réduit de 28 % le temps total des patients de gravité mineure).	
Chetouane, Barker et Viacaba Oropeza, 2012	Temps total en urgence.	Offrir un modèle d'aide à la décision durant la conception d'un département d'urgence. Méthodologie en quatre étapes : 1- simuler une conception, 2- analyse d'indicateur en fonctionnement normal et extrême, 3- analyse des sensibilités, 4- refaire le travail pour plusieurs conceptions et décisions.		
Wang, Guinet, Belaidi et Besombes, 2009	Temps d'attente, efficacité des ressources. ARIS vs ARENA.	Tester des scénarios pour de meilleures performances et comparer les outils de simulation ARIS et ARENA.	Opportunités de réduire le temps d'attente pour première consultation. Points forts et faibles pour ARENA et ARIS.	Ne considère que les ressources humaines.

Tableau 1.6. Sommaire des travaux d'analyse et amélioration des urgences par la simulation (suite)

Auteurs	Variables	Objectif et méthodes	Résultats	Limitations
Robinson, 1997	Hypothèse H0 : test du résultat de la simulation et les données réelles.	Établir une méthode de vérification et validation d'un modèle de simulation.	Modèle de validation.	Modèle théorique non appuyé par un cas réel.
Tewoldeberhan, Verbraeck, Valentin et Bardonnnet, 2002	Variable de sélection.	Établir une procédure de sélection d'un logiciel de simulation discrète.	Tableau de critères pondérés pour aide à la décision.	
Samaha et Armel, 2003	Temps de passage, temps d'attente, nombre maximale de patients dans les zones d'attente.	Établir un modèle de simulation pour comprendre l'état actuel, identifier les goulots d'étranglement et tester des alternatives d'amélioration.	Simulation montre que les problèmes d'attente sont plus liés aux processus qu'aux ressources.	
Ahmad, Ghani, Abdulbasah Kamil et Mat Tahar, 2012	Taux d'utilisation des ressources variables caractéristiques des processus d'urgence.	Déterminer le niveau d'utilisation des ressources et l'effet de l'augmentation des visites de 30 % pour chaque catégorie de gravité.	Augmentation du taux d'utilisation varie d'une ressource à l'autre et d'un scénario à l'autre.	

1.12 Conclusion de la revue de la littérature

Ce chapitre propose une revue bibliographique englobant plusieurs thèmes liés aux départements d'urgence et les durées de séjour des patients dans ce département.

Le premier thème est lié aux modèles conceptuels des départements d'urgence qui offrent plusieurs approches pour mieux comprendre les relations qui lient les acteurs internes et externes aux départements d'urgence.

Le deuxième thème est lié aux modèles de prévision des visites aux urgences et l'application du MRP dans la gestion des opérations des départements d'urgence. Les modèles de prévision des visites proposés n'offrent pas un cadre pratique pour la quantification des ressources nécessaires pour répondre aux demandes de soins aux

urgences. Pour l'application du MRP dans les départements d'urgence, peu de travaux discutent d'études de cas.

Le troisième thème est un résumé d'un ensemble de travaux décrivant des scénarios d'amélioration qui visent à réduire les DMS aux urgences. Ces travaux ont été regroupés en deux familles; une traitant le problème des DMS comme des problèmes de gestion des files d'attente et l'autre offrant des idées de réingénierie des processus et l'application de la philosophie *Lean*.

Enfin, le quatrième thème est une synthèse des travaux utilisant l'outil de la modélisation simulatoire pour l'amélioration des DMS aux urgences. La littérature est riche d'exemples, mais beaucoup d'eux ne décrivent pas les techniques de validation et de mesure de la qualité des modèles proposés.

CHAPITRE 2 – MÉTHODOLOGIE

À la suite de la revue des travaux existants sur l'amélioration des performances des départements d'urgence, trois conclusions majeures ouvrent la porte à la réflexion pour établir une méthodologie de travail qui sera décrite dans le restant de ce chapitre. Deux axes d'intérêt feront l'objectif principal de ce travail. Le premier axe est le développement de modèles de prévision à moyen et court termes des visites aux urgences et des besoins des ressources nécessaires. Le deuxième axe couvre l'exploration de l'effet de plusieurs scénarios d'amélioration sur quelques indicateurs de performance propres aux départements d'urgence.

2.1 Méthodologie adoptée

Dans le cadre de ce travail, un comité multidisciplinaire de projet a été créé. Ce comité est formé de médecins, d'infirmières, d'administrateurs, d'un spécialiste *Lean*, d'un professeur et d'un étudiant en génie industriel. Aussi, une revue de littérature et une recension de plusieurs travaux touchant l'amélioration de la performance des départements d'urgence ont été réalisées. À la suite de plusieurs rencontres du comité de projet et en se référant aux travaux existants, trois grands volets de recherche ont été définis :

- développement d'un modèle de prévision des visites aux urgences et des nombres d'admission aux unités d'hospitalisation. Ce modèle doit permettre aux gestionnaires de mieux planifier les ressources pour répondre aux besoins de soins;
- développement d'un modèle permettant d'identifier les trajectoires probables des patients visitant l'urgence et ce, dès l'étape de triage. Ce modèle sera appelé « nomenclature stochastique »;

- l'étude de l'effet de quelques scénarios d'amélioration sur des indicateurs de performance. Ces scénarios seront choisis à la suite de rencontres des membres du comité de projet selon la méthode Delphi.

2.2 Modélisation des visites aux urgences et admission aux unités de soins

Le premier point touche l'expression des besoins en ressources dans les départements d'urgence ainsi que l'hospitalisation. Cette information permet de planifier les ressources adéquatement et de répondre efficacement aux demandes de soins. En effet, les modèles proposés à la suite de la revue de la littérature visent à quantifier les nombres de visites aux urgences, mais ne permettent pas de faire le lien avec les ressources nécessaires pour répondre aux besoins de soins. En d'autres termes, un patient qui se présente pour un problème gastrique simple ne requiert pas les mêmes ressources qu'un patient qui se présente pour un problème cardiaque. Ce fait limite la pertinence de l'utilisation des modèles de prévision proposés pour planifier les ressources.

Dans ce travail, les patients qui visitent l'urgence seront regroupés par type de problème de santé avec l'hypothèse que les patients d'un même groupe consomment les mêmes ressources. Trois techniques de modélisation seront utilisées, soit la régression linéaire, SARIMA et SARIMAX; techniques souvent utilisées dans la littérature. L'adéquation de chaque technique sera analysée pour chaque groupe de patients. Minitab 16 et WinRats Pro 8.2 seront les logiciels utilisés.

2.3 Nomenclature stochastique ou trajectoire des patients aux urgences

L'absence de travaux de prédiction des trajectoires des patients à l'intérieur des urgences, ou en d'autres termes les travaux qui définissent les besoins des ressources nécessaires pour répondre à un besoin de soins, a motivé le désir d'explorer la possibilité d'établir une

nomenclature qui traduit ce besoin de soins en ressources à consommer et ce, dès l'étape de triage.

Le travail sera limité à identifier le besoin de lits d'hospitalisation et de consultation par un médecin spécialiste. Vu qu'il s'agit de variables binaires, la technique utilisée est la régression logistique binaire pour explorer les liens entre ces variables dépendantes et des variables de prédiction qui seront définies plus tard. Minitab 18 sera utilisé pour mener cette analyse.

2.4 Sensibilité des indicateurs des performances aux divers scénarios d'amélioration

Le troisième point de la conclusion est l'absence d'une analyse de la sensibilité des indicateurs de performance à la suite de l'implantation d'une ou plusieurs idées d'amélioration simultanément. Les auteurs proposent une seule idée d'amélioration déployée avec des modèles de simulation. Dans la vie réelle, les gestionnaires doivent prendre des décisions d'investissement et faire des choix entre plusieurs améliorations à implanter. Ce travail peut se faire par l'utilisation d'un plan d'expérience et une analyse de la variance.

Bien que le département d'urgence est assimilable à un processus « Job Shop », la revue de la littérature n'a pas permis de valider l'effet de l'application du principe des cellules dynamiques appliqué aux salles d'examen.

Un ensemble de scénarios d'amélioration seront sélectionnés en concertation avec une équipe de projets multidisciplinaires et par l'utilisation de la méthode DELPHI. Deux plans d'expériences seront conçus en conséquence et mis en œuvre par l'utilisation de l'outil de simulation. Le premier plan sera composé de scénarios d'amélioration choisi par le comité de projets à partir d'une liste d'idées proposées des travaux recensés. Le

deuxième plan intégrera le concept de cellules dynamiques appliquées aux salles d'examens à d'autres scénarios d'amélioration. L'analyse des données aura pour but d'évaluer la sensibilité de quelques indicateurs de performance du département d'urgence à ces scénarios.

La modélisation simulatoire des départements d'urgence est un bon outil économique pour représenter artificiellement un département et apporter des changements. La modélisation sera faite à partir d'une cartographie des processus des soins à l'urgence de Fleurimont du CHUS. Le logiciel de simulation à utiliser est Arena. La construction et l'analyse des plans d'expérience seront réalisées en utilisant le logiciel Minitab 16.

2.5 Sources des données

Ce travail sera validé par une étude de cas appliquée au Centre hospitalier de l'Université de Sherbrooke (CHUS) qui compte près de 5 800 employés, 600 médecins et 180 chercheurs répartis dans deux établissements, le CHUS – Hôpital Fleurimont et le CHUS – Hôtel-Dieu. Quatre départements d'urgence œuvrent au sein de ces établissements et accueillent ensemble chaque année près de 87 000 patients. Ce travail est motivé par la collaboration d'une équipe de projets multidisciplinaires, composée de gestionnaires, de médecins d'urgence, d'infirmières, des spécialistes *Lean* et des membres de l'Université de Québec à Trois-Rivières. Pour des fins de confidentialité, les patients sont anonymes dans la base de données fournie par l'hôpital et il est impossible de les identifier.

Les données climatiques sont extraites de la base de données des archives des données climatologiques d'Environnement Canada qui sont disponibles au <http://climat.meteo.gc.ca>.

CHAPITRE 3 – PRÉVISIONS DES DEMANDES DE SOINS AUX URGENCES

3.1 Introduction

Durant les années 1990, des concepts et modèles de planification des ressources hospitalières ont pris naissance (Roth et Dierdonck, 1995). Appelés Hospital Resources Planning (HRP), ces concepts sont inspirés des fondements de MRP II (Manufacturing Resources Planing). Sachant qu'un département d'urgence sert un territoire avec un certain profil à plusieurs dimensions : socio-économique, démographique, culturel, climatique, etc.

Estimer le nombre total des visites des patients par unité de temps permet certes aux gestionnaires des urgences de planifier le déploiement des ressources nécessaires pour répondre à la demande, mais avec des limites puisque la quantité de ressources consommées dépend de la nature de soins demandés par le patient, aussi parce qu'un patient admis requiert des ressources différentes de celle d'un patient non admis (Ministère de la Santé et des Services sociaux du Québec, 2011).

Pourquoi chercher à modéliser le processus de visites des patients aux urgences? La réponse semble simple : pour faire des prévisions futures afin de mieux planifier les ressources et répondre à la demande de soins aux urgences.

Ce chapitre a pour objectif d'établir des modèles de prévision des demandes de soins à moyen et long termes qui corréleront mieux avec la consommation des ressources afin d'aider les gestionnaires à établir une stratégie efficiente de planification des opérations pour répondre à cette demande.

3.2 Aperçu des visites aux urgences au Canada

Selon l'Institut Canadien d'information sur la santé (ICIS), en 2014-2015, plus de 10 millions de visites au service d'urgence ont été déclarées au Système national d'information sur les soins ambulatoires (SNISA) (ICIS, 2016), ce qui représente environ 63 % du total des visites à l'urgence au Canada. Le SNISA comprend les données sur les visites à l'urgence de tous les établissements de l'Alberta et de l'Ontario et des établissements participants de l'Île-du-Prince-Édouard, de la Nouvelle-Écosse, du Manitoba, de la Saskatchewan, de la Colombie-Britannique et du Yukon. Au Québec, selon le Commissaire à la santé et au bien-être (2014), le nombre total des visites aux urgences est de 3 423 238 durant l'année financière 2012-2013 et dont 2 377 445, soit 69,4 %, sont des visites ambulatoires.

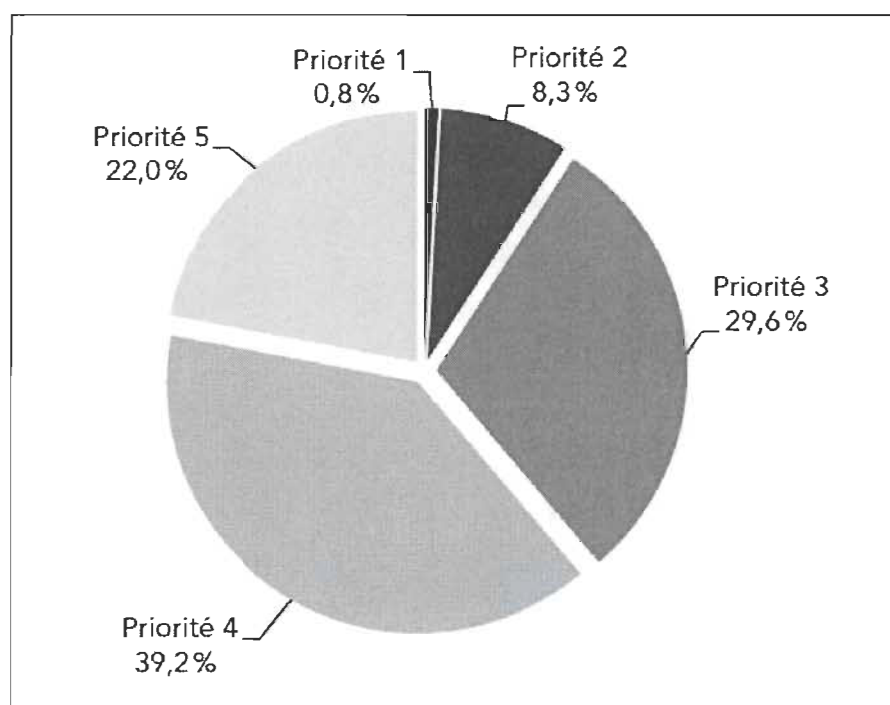
3.2.1 Selon la priorité d'urgence

Depuis le début de la médecine d'urgence, les personnes demandant des soins sont triées selon leur gravité à la suite d'une évaluation préliminaire. Ce tri permet d'offrir un ordre de priorité d'intervention pour l'équipe soignante. Au Canada, le triage aux urgences est fait selon l'Échelle canadienne de Triage et de Gravité (ÉTG) par une infirmière. Créé en 1999 à la suite d'un large consensus entre des infirmières et médecins experts dans le but d'uniformiser le processus de triage, cette échelle définit cinq niveaux de priorités listés dans le tableau 3.1.

L'étude menée par le Commissaire à la santé et au bien-être en 2014 (voir graphique 3.1) montre que plus de 61 % des patients visitant le département d'urgence au Québec sont de catégories 4 et 5 dans l'échelle ÉTG. L'engorgement des départements d'urgence par les patients de ces deux catégories est une conséquence du manque d'accès aux médecins de première ligne et aux plateaux techniques à l'extérieur de l'hôpital (CSBE, 2014).

Tableau 3.1. Échelle canadienne de Triage et de Gravité (ÉTG)

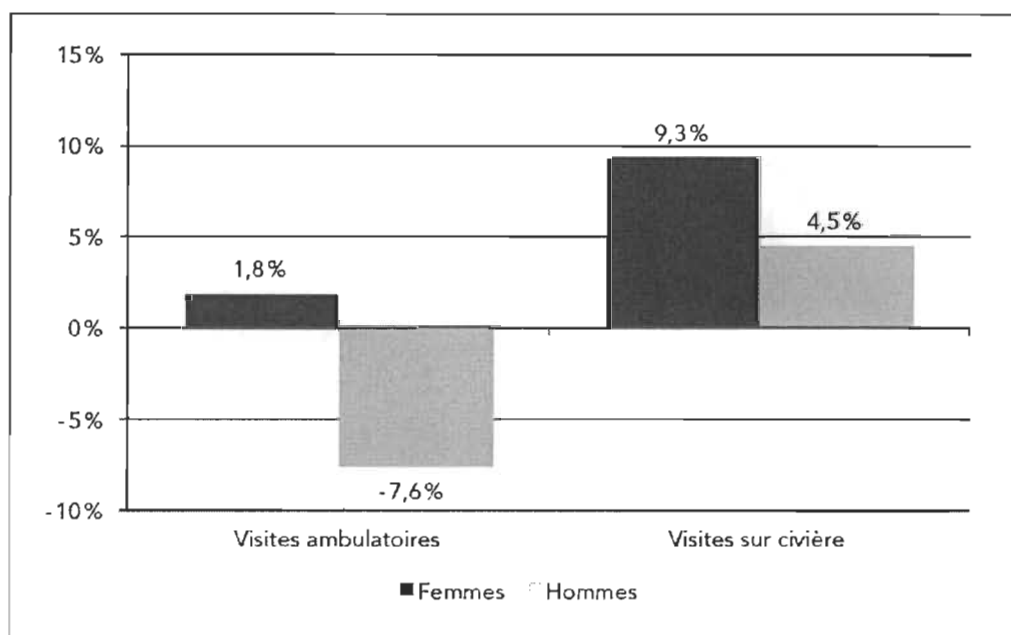
Niveaux et délais de prise en charge		Détails
1	Immédiat	Réanimation : conditions qui menacent la vie ou l'intégrité d'un membre et qui nécessitent une intervention énergique et immédiate.
2	15 minutes	Très urgent : conditions qui menacent la vie, l'intégrité d'un membre ou sa fonction et exige une intervention médicale rapide.
3	30 minutes	Urgent : conditions souvent associées à un inconfort important et à une incapacité à s'acquitter des activités de la vie quotidienne.
4	60 minutes	Moins urgent : conditions variables selon l'âge et le degré de détresse du client et présentant des risques de détérioration ou de complications.
5	120 minutes	Non urgent : conditions qui peuvent être aiguës, non urgentes, ou faire partie d'un problème chronique.



Graphique 3.1. Proportion des visites aux urgences selon le classement des patients dans l'échelle ÉTG (CSBE, 2014)

3.2.2 Selon le type de patients ambulatoires/sur civière et l'âge

On distingue deux grands groupes des patients : le premier est le groupe des patients ambulatoires et le second, les patients sur civière. Les patients ambulatoires sont les patients capables de marcher alors qu'ils se trouvent en attente de soins dans la salle d'urgence d'un hôpital. Les patients sur civière et, comme le nom l'indique, ce sont les patients étendus sur des civières alors qu'ils se trouvent en attente de soins aux urgences. Il est très important de distinguer ces deux groupes puisqu'ils consomment des ressources différentes. Le graphique 3.2 ci-dessous montre la variation de ces visites entre les années 2006-2007 et 2013-2014 dans les hôpitaux québécois (Commissaire à la santé et au bien-être, 2014).



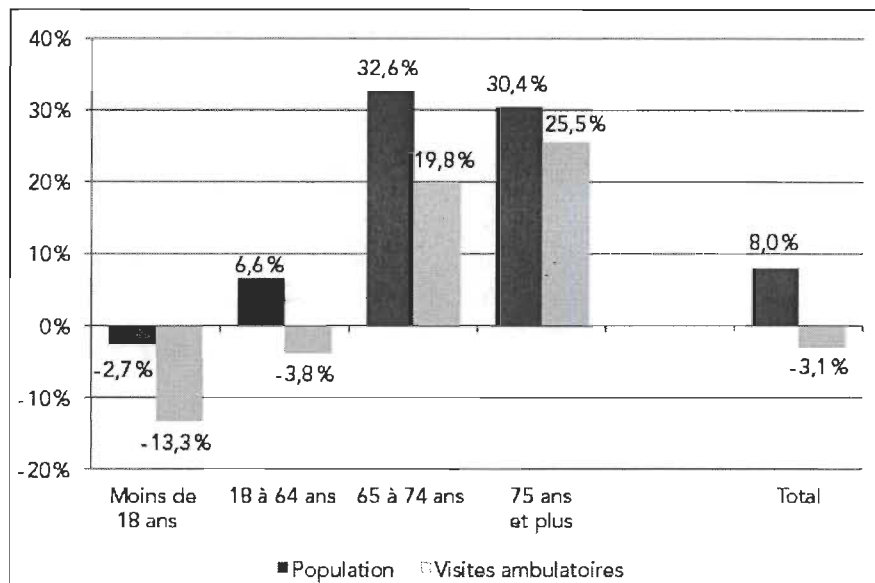
Graphique 3.2. Proportion des patients ambulatoires / sur civière (CSBE, 2014)

Selon le rapport du Commissaire à la santé et au bien-être (2014) (graphique 3.3), la répartition des visites ambulatoires selon l'âge est très proche de la répartition par groupe d'âge dans la population. Ainsi, chez les personnes plus âgées, il n'y a

proportionnellement pas plus de visites ambulatoires à l'urgence que chez les plus jeunes. Ce résultat est sans doute lié au fait que la plupart des visites ambulatoires à l'urgence ne sont pas des cas « lourds ». Ce même rapport mentionne que le portrait est tout à fait différent pour les visites sur civière. Dans ce cas, les personnes de 75 ans et plus font 26 % des visites alors qu'elles ne représentent que 7 % de la population. Le même phénomène est observé, mais dans une moindre mesure, chez les personnes de 65 à 74 ans, qui représentent 14 % des visites sur civière, mais seulement 9 % de la population (tableau 3.2).

Tableau 3.2. Répartition de la population du Québec et répartition des visites par type aux urgences en 2012-2013, selon l'âge (CSBE, 2014)

	Population		Visites ambulatoires		Visites sur civière		Total des visites	
	Nombre	%	Nombre	%	Nombre	%	Nombre	%
Moins de 18 ans	1 518 967	19	529 813	23	104 012	10	6 363 825	19
18-64 ans	5 258 214	65	1 460 151	62	537 098	49	1 997 249	58
65-74 ans	732 897	9	191 168	8	156 968	14	348 136	10
75 ans et plus	573 981	7	156 323	7	287 705	26	444 028	13
Total	8 084 059	100	2 337 455	100	1 085 783	100	3 423 238	100



Graphique 3.3. Évolution de la population et du nombre de visites ambulatoires de 2003-2004 à 2012-2013, selon l'âge (en pourcentage) (CSBE, 2014)

3.2.3 Orientation des patients

Le mot « orientation » des patients ayant visité l'urgence correspond à la destination à laquelle le patient est affecté. Les orientations sont souvent un retour à domicile (sortie) ou une admission. Dans le premier cas, un congé est donné au patient pour rentrer chez lui parce que son cas ne nécessite pas une hospitalisation ou aussi à la suite de la demande du patient même qui a manifesté un désir de rentrer chez lui. Dans le deuxième cas, soit l'admission, le patient est hospitalisé pour recevoir des soins avancés. L'orientation peut être aussi un transfert vers un autre centre de soins quand les ressources disponibles ne peuvent répondre à la demande ou encore un décès. Ces deux orientations correspondent à moins de 1 % du nombre de visites.

Au Canada, 60 % des patients hospitalisés proviennent de l'urgence (CIHI, 2007) alors qu'au Québec, 64 %, soit deux patients sur trois hospitalisés, viennent du département d'urgence (CSBE, 2014) (voir figure 3.1).

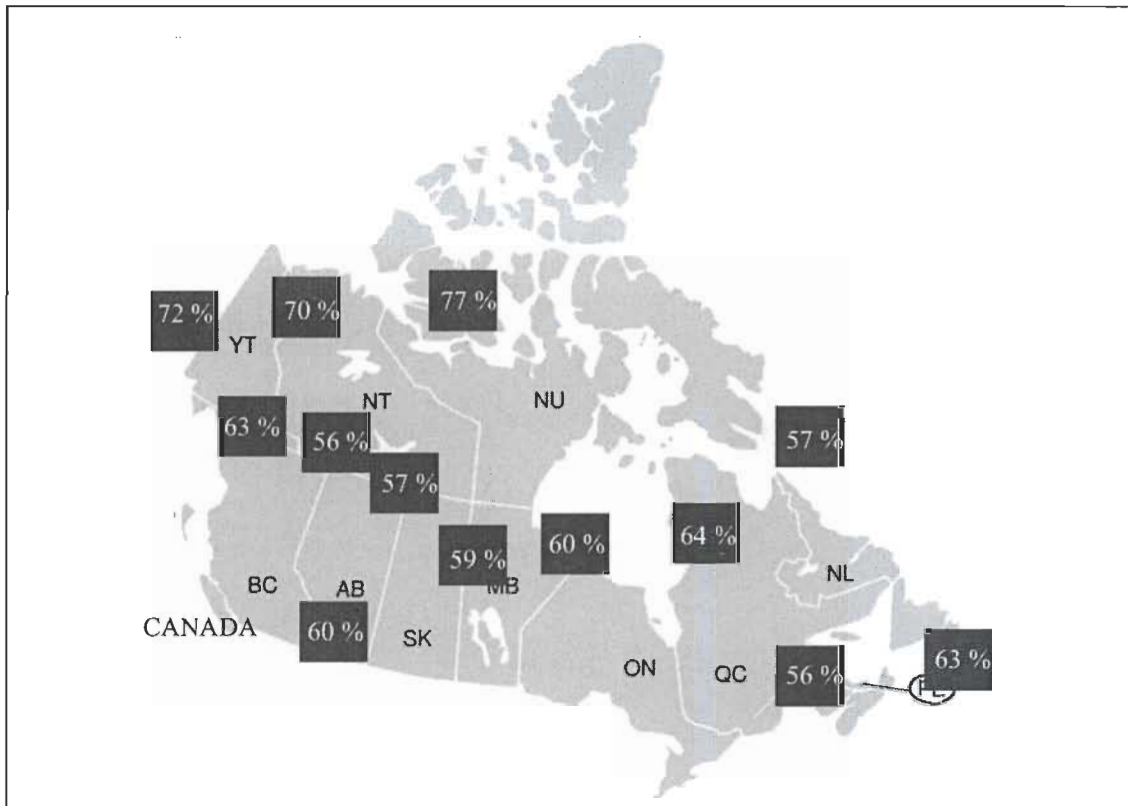


Figure 3.1. Proportion des patients hospitalisés et provenant du département d'urgence (CIHI, 2008)

3.3 Approche de modélisation des nombres des visites

Modéliser le nombre de patients visitant l'urgence par groupe de problème de santé au lieu du nombre total des visites de patients (tous problèmes de santé confondu) offre plusieurs avantages.

- A. Premièrement, par le fait qu'il traite le caractère saisonnier et évolutionnaire de chaque problème de santé. Depuis les temps des Grecs, Hippocrate a observé qu'à l'automne, les maladies sont les plus aiguës et les plus mortelles dans l'ensemble. Le printemps est la plus saine des saisons et moins mortelle. Dans ses aphorismes, Hippocrate a noté de nombreuses relations entre le climat, les saisons et le

tempérament de l'homme et l'apparition ou la gravité de diverses maladies. De notre époque, plusieurs auteurs ont étudié ce caractère saisonnier et évolutif des maladies dans le temps (Nelson, Demas, Klein et Kriegsfeld, 2002; Shlesinger et Schlesinger, 2005), un caractère qui diffère d'une maladie à une autre et dont on montre des corrélations avec des variables temporelles et climatiques.

- B. Le processus de traitement diffère d'une maladie à une autre. En effet, le traitement d'un patient souffrant d'un problème cardiaque ne nécessite pas les mêmes ressources qu'un patient souffrant d'une simple grippe. De plus, les proportions des patients admis dépendent des natures de problèmes de santé pour lesquelles ces derniers ont visité l'urgence. À titre d'exemple, selon les données que nous avons des urgences des hôpitaux Fleurimont et Hôtel-Dieu à Sherbrooke, la chance qu'un patient souffrant d'un problème et trouble circulatoire soit admis est statiquement plus importante qu'un patient souffrant d'un trouble au niveau des oreilles ou nez (test de proportions respectives : 0,377 vs 0,039 $p = 0,000$).
- C. Enfin, connaître le nombre de patients admis pour chaque problème de santé permet à l'hôpital de mieux adapter l'utilisation de ses ressources d'hospitalisation. Une information qui a un impact positif direct sur le temps d'attente aux urgences puisqu'on s'accorde sur le fait que le processus de transfert des patients admis est souvent le goulot d'étranglement de tout le processus de traitement des patients aux urgences (Broyles et Cochran, 2011; Abraham *et al.*, 2009).

Le problème ainsi se ramène à modéliser le nombre de patients qui se présente à l'urgence souffrant d'un problème de santé du groupe k pour une période t (N_{kt}) et le nombre de patients admis du groupe k pour une période t (A_{kt}).

Selon le Ministère de la Santé et des Services sociaux (2000), la méthode de calcul des ressources nécessaires diffère de la nature des ressources en question. Par exemple, le nombre de civières nécessaires à l'urgence est une fonction linéaire des nombres de patients admis et non admis et ce nombre peut être calculé selon la formule (4.1). Pour le

nombre d'infirmières nécessaires, des ratios ont été définis soit pour garantir un certain débit de patients (p. ex., temps de triage moyen entre 5 et 10 minutes par patient), soit pour assurer un bon service en définissant un nombre maximal de patients traités par infirmière. Ainsi, la quantité de la ressource r nécessaire pour la période t est Q_{rt} s'exprime sous la forme :

$$Q_{rt} = \sum_k [q_{rk}^a \cdot A_{kt} + q_{rk}^{na} \cdot (N_{kt} - A_{kt})] \quad [4.1]$$

Avec

Q_{rt} : quantité de ressources r nécessaire pour la période t .

q_{rk}^a : quantité requise de la ressource r pour répondre à une demande de soins d'un patient admis souffrant d'un problème du groupe k .

q_{rk}^{na} : quantité requise de la ressource r pour répondre à une demande de soins d'un patient non admis souffrant d'un problème du groupe k .

N_{kt} : nombre total de patients visitant l'urgence durant la période t et souffrant d'un problème de santé du groupe k .

A_{kt} : nombre de patients admis durant la période t et souffrant d'un problème de santé du groupe k .

3.4 Regroupement des problèmes de santé

La « Catégorie Majeure de Diagnostic » (CMD) est un regroupement d'APR-DRG *All Patients Refined Diagnosis Related Groups* ou, en français, Diagnostics Regroupés pour la Gestion, Applicables à tous les patients, Précisés et Revus. Ce principe de regroupement est utilisé dans divers pays et permet de classer les épisodes de soins dans des groupes homogènes contenant des pathologies de même nature et des traitements équivalents en coût et en durée de séjour, c'est-à-dire qui consomment les mêmes ressources

hospitalières. La Catégorie Majeure de Diagnostic (CMD) est déterminée principalement par le diagnostic principal et est codé de 00 à 25 comme décrit au tableau 3.3.

Tableau 3.3. Catégories Majeures de Diagnostic (CMD)

CMD	DESCRIPTION DE LA CMD
0100	Maladies et troubles du système nerveux.
0200	Maladies et troubles de l'œil.
0300	Maladies et troubles de l'oreille, du nez, de la bouche, de la gorge, des os cranio-faciaux.
0400	Maladies et troubles de l'appareil respiratoire.
0500	Maladies et troubles de l'appareil circulatoire.
0600	Maladies et troubles de l'appareil digestif.
0700	Maladies et troubles du foie, des voies biliaires ou du pancréas.
0800	Maladies et troubles des os, des articulations, des muscles ou du tissu conjonctif.
0900	Maladies et troubles de la peau, du tissu cellulaire sous-cutané ou du sein.
1000	Maladies et troubles endocriniens, nutritionnels ou métaboliques.
1100	Maladies et troubles de l'appareil urinaire.
1200	Maladies et troubles de l'appareil génital de l'homme.
1300	Maladies et troubles de l'appareil génital de la femme.
1400	Grossesse, accouchement et puerpéralité.
1500	Nouveau-nés incluant ceux avec problèmes survenant pendant la période périnatale.
1600	Maladies et troubles du sang, des organes hématopoïétiques ou du système immunitaire.
1700	Maladies et troubles des tissus lymphoïdes ou hématopoïétiques, autres tumeurs malignes, chimiothérapie ou radiothérapie.
1800	Maladies infectieuses ou parasitaires de siège non précisé.
1900	Troubles mentaux et troubles du comportement.
2000	Troubles mentaux et troubles du comportement liés à l'utilisation de substances psychoactives.
2100	Empoisonnements, intoxications et autres blessures ou complications de traitement.
2200	Brûlures.
2300	Réadaptation, postcure, autres facteurs influant sur l'état de santé et divers motifs de recours aux services de santé.
2400	Maladies dues à l'immunodéficience humaine virale [VIH].
2500	Lesions traumatiques multiples.

Travailler avec ce regroupement offre plusieurs avantages. Le premier est que c'est un regroupement de problèmes de santé orienté « quantité de ressources consommées » pour

fournir les soins. Le deuxième avantage est qu'il est en vigueur et utilisé par la majorité des hôpitaux. Enfin, le troisième avantage est que ce regroupement offre une interface avec le système de gestion des hôpitaux, donc estimer le nombre de patients par CMD permet de planifier les ressources non seulement aux urgences mais aussi dans les différents départements d'hospitalisation à la suite de l'admission des patients.

3.5 Variables explicatives

Les variables explicatives utilisées dans cette étude sont de deux types : temporelle et climatique, les deux types souvent utilisés dans les travaux revus (tableau 1.3).

Les variables temporelles sont des périodes dans le temps de même longueur. Les variables climatiques sont les températures moyennes hebdomadaires, températures maximales hebdomadaires, températures minimales hebdomadaires, différences de températures, précipitations de pluie et la neige.

3.6 Évaluation des modèles

Plusieurs types de mesures de la qualité des modèles ont été proposés dans la littérature. On cite le moindre carrée, Moyenne de Erreurs Absolues (MEA), Moyenne des Erreurs Relatives Absolues (MERA) et Erreur Quadratique Moyenne (EQM).

Pour faire une comparaison entre les modèles de ce travail et les modèles utilisés dans d'autres travaux, l'EQM et le MERA qui s'expriment comme suit sont considérés :

$$MEA_k = \frac{\sum_t |N_{kt} - \tilde{N}_{kt}|}{T} \quad [4.2]$$

$$EQM_k = \frac{\sum_t (N_{kt} - \tilde{N}_{kt})^2}{DL} \quad [4.3]$$

$$MERA_k = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{N_{kt} - \tilde{N}_{kt}}{N_{kt}} \right| \quad [4.4]$$

Avec N_{kt} , le nombre de visites des patients de catégorie k à la période t , \tilde{N}_{kt} l'estimation de ce nombre à la même période t , T le nombre de périodes et DL le degré de liberté.

3.7 Choix de l'unité de temps

La longueur des unités de temps pour les modèles de prévision des visites dans les départements d'urgences n'a pas fait l'unanimité dans les ouvrages publiés. Certains évoquent des facteurs climatiques et d'autres sociologiques dans les choix de ces unités. Les unités de temps souvent utilisées par les auteurs sont le mois (Chen *et al.*, 2011; Champion *et al.*, 2007), le jour (Sun, Hoon Heng, Tay et Seow, 2011; Abraham *et al.*, 2009; Kam, Sung et Park, 2010; Boyle *et al.*, 2011; Jones *et al.*, 2008; Wargon *et al.*, 2010) et l'heure (Bernard, Morzuch et Allen, 2006; Hoot et Aronsky, 2008; McCarthy, Zeger, Ding, Aronsky, Hoot et Kelen, 2008).

L'unité de temps choisi est la semaine, qui est la même utilisée pour planifier la disponibilité des médecins spécialistes assurant la garde à l'urgence et dans les unités de soins.

3.8 Sources de données

Les données utilisées dans cette étude proviennent du système d'information du Centre hospitalier universitaire de Sherbrooke (CHUS). Le CHUS comprend quatre départements d'urgence qui œuvrent au sein de ses établissements et accueillent ensemble chaque année près de 87 000 patients. Les données prélevées représentent près de 380 000 enregistrements pendant les années 2008 à 2011.

3.9 Techniques de modélisation

Cette étude compare trois différentes techniques de prévision à savoir, la régression linéaire, SARIMA univariée et SARIMA multivariée appliquées à chaque CMD.

3.9.1 Régression linéaire

L'exercice de modéliser sous forme d'un modèle linéaire a pour objectif de mettre en évidence toute corrélation entre le nombre de patients par CMD est les variables de prédiction ($p < 0,05$). Pour faire face à l'interaction qui existe entre les variables temporelles et climatiques utilisé dans ce modèle, la méthode de moindre carré partiel est utilisée.

Dans un modèle linéaire, le nombre N_{kt} ; des visites des patients appartenant au CMD k durant la période t s'écrit sous la forme :

$$N_{kt} = \sum_i a_{ik} \cdot X_{it} + \varepsilon_{kt} \quad [4.5]$$

Avec X_{it} , la valeur de la variable de prédiction i à la période t , a_{ik} le coefficient correspondant à la variable de prédiction i et ε_{kt} une correction.

3.9.2 SARIMA univariée

L'ensemble du nombre des patients visitant l'urgence et appartenant à un CMD k peut être représenté par une série chronologique (N_{kt}).

$$N_{kt} = T_{kt} + S_{kt} + \varepsilon_{kt} \quad [4.6]$$

où T_{kt} la composante Tendance
 S_{kt} la composante de saisonnalité
 ε_{kt} un bruit blanc

ARMA est un processus stochastique défini par Box et Jenkins (1970) qui combine les processus d'auto-régression et de moyenne mobile. Ce processus stationnaire a été amélioré pour tenir compte des composantes de tendances et de saisonnalité. Ce processus amélioré dénommé par ARIMA (*Auto-Regression Integrated Moving Average*) et dénoté par ARIMA (p,d,q) où p est l'ordre de l'auto-régression, d l'ordre de différenciation, q est l'ordre de la moyenne mobile.

Si N_{kt} est un processus ARIMA, alors il s'écrit comme suit :

$$\nabla^d \phi(B). N_{kt} = \theta(B). \varepsilon_{kt} \quad [4.7]$$

Avec ∇^d l'opérateur de différenciation d'ordre d , B un opérateur tel que $N_{kt} = B. N_{k(t-1)}$, et ϕ et θ des fonctions de B .

SARIMA est un modèle ARIMA avec un comportement saisonnier. Dans ce cas, on ajoute au modèle (4.7) d'autres paramètres : S, P, D et Q définissant des opérateurs et variables saisonniers.

$$\phi(B)_s \phi(B^s) \nabla_s^D \nabla^d N_{kt} = \theta(B)_s \theta(B^s) \cdot \varepsilon_{kt} \quad [4.8]$$

3.9.3 SARIMA multivariée

Pour ARIMA multivarié, des variables indépendantes sont incorporées dans la formule (4.8) pour former le modèle multivarié ARIMAX (4.9).

$$\phi(B)_s \phi(B^s) \nabla_s^D \nabla^d N_{kt} = \theta(B)_s \theta(B^s) \cdot \varepsilon_{kt} + \sum_i (\sum_{j=0}^{L^i} \beta_{t-j}^i \cdot X_{t-j}^i) \quad [4.9]$$

Avec X_{t-j}^i la variable indépendante i à la période $t-j$ et β_{t-j}^i le coefficient correspondant.

L'unité de temps considérée sera une durée qui va compromettre les conditions suivantes : une qualité de données pour une bonne prise de décision, une précision du modèle et un horizon qui offre le temps de réagir.

Les enregistrements liés aux épidémies et événements ponctuels dans le temps tels que l'influenza qu'a connue la région en fin de l'année 2009 ne seront pas considérés dans ce travail de recherche à cause de leur caractère unique et imprévisible.

3.10 Analyse graphique des nombres des visites au département d'urgence du CHUS

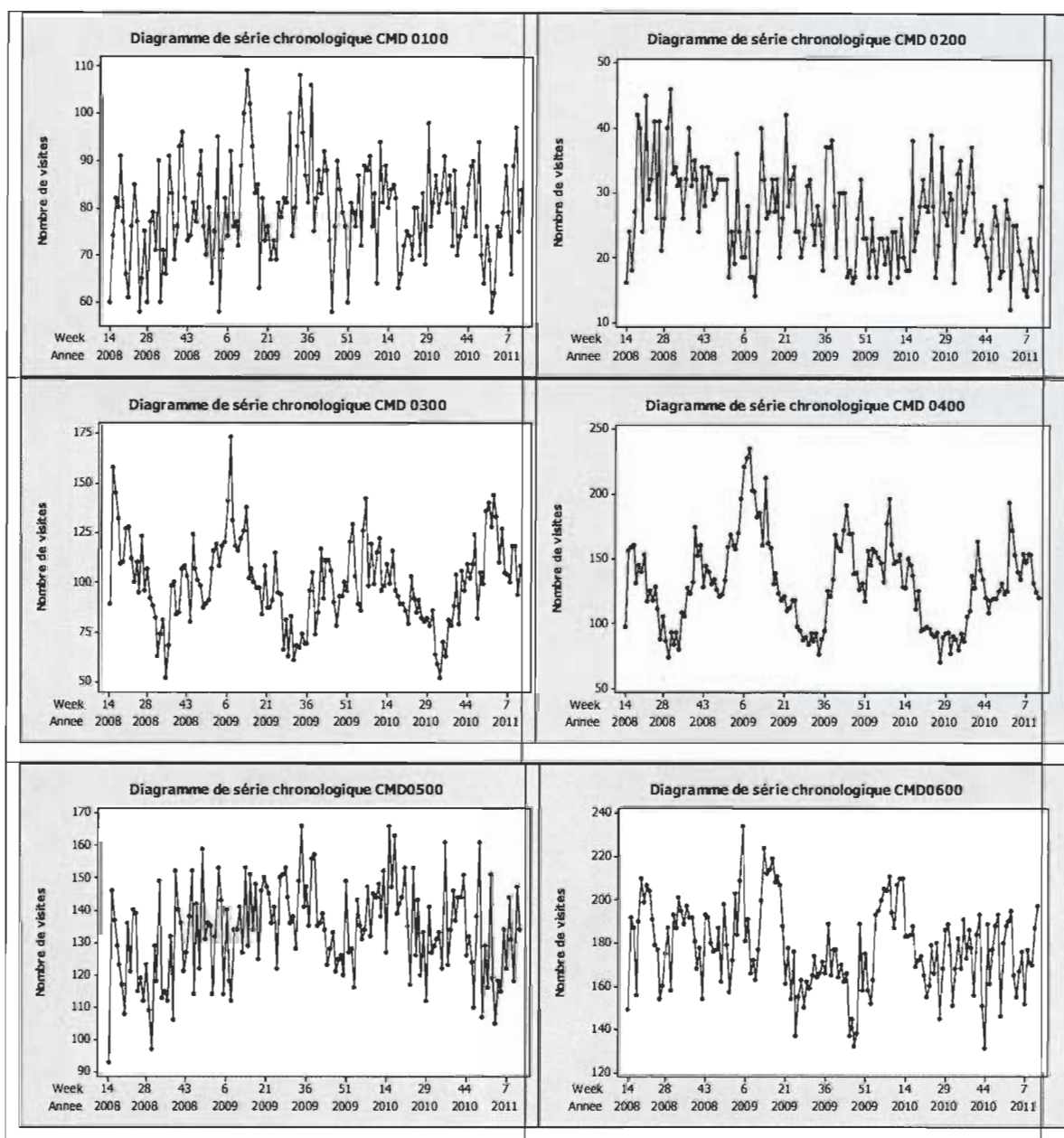
L'exercice de tracer les graphiques des nombres de visites hebdomadaires pour chaque CMD (graphique 3.4) montre des comportements différents et fournit des informations

pertinentes à vue d'œil sur le caractère évolutif et saisonnier. Ces informations serviront aussi à orienter la technique de Box-Jenkins pour modéliser les séries.

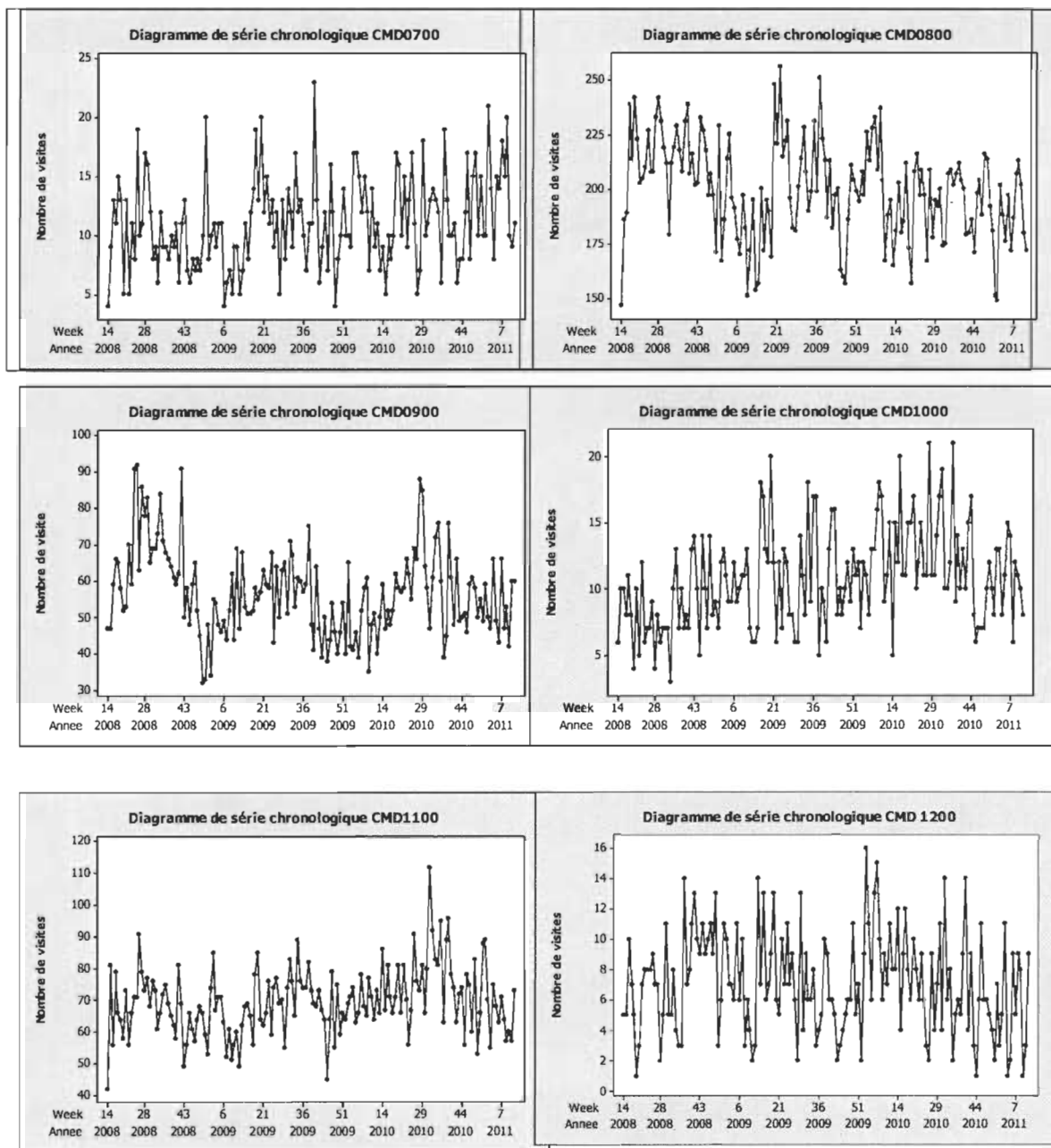
Le graphique de la série CMD 0300 qui correspond aux maladies et troubles de l'oreille, du nez, de la bouche, de la gorge, des os cranio-faciaux montre un comportement saisonnier chaque année avec des pics durant les premières semaines de l'année, ce qui est expliqué par le froid hivernal dont passe Sherbrooke durant ces périodes.

La remarque est la même pour la série CMD 0400 qui correspond aux maladies et troubles de l'appareil respiratoire.

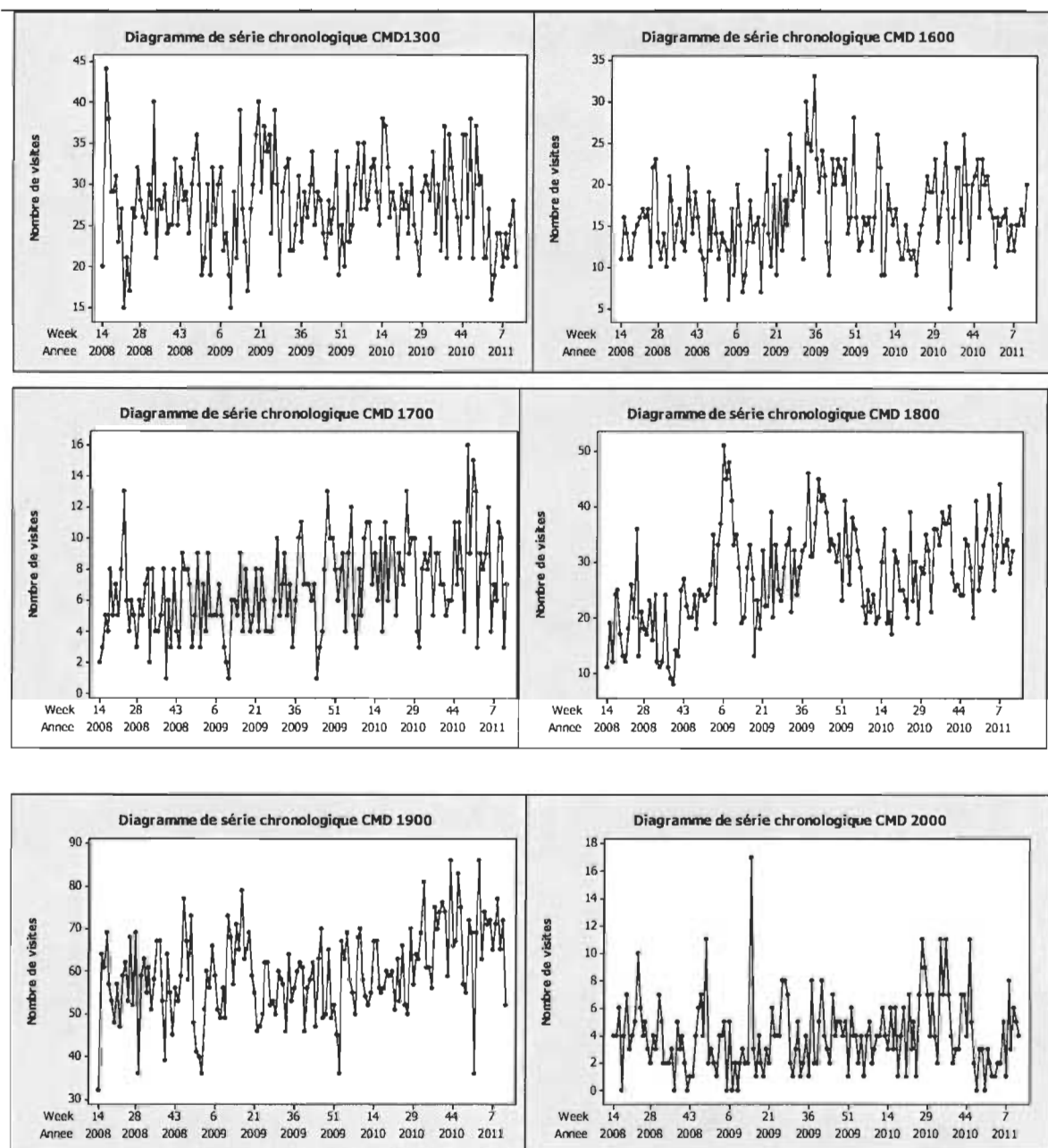
Le graphique de la série CMD 0900 qui correspond aux maladies et troubles de la peau, du tissu cellulaire sous-cutané ou du sein présente aussi un comportement saisonnier mais avec des pics durant les semaines voisines à la semaine 28 pour chaque année, les périodes où il fait plus chaud.



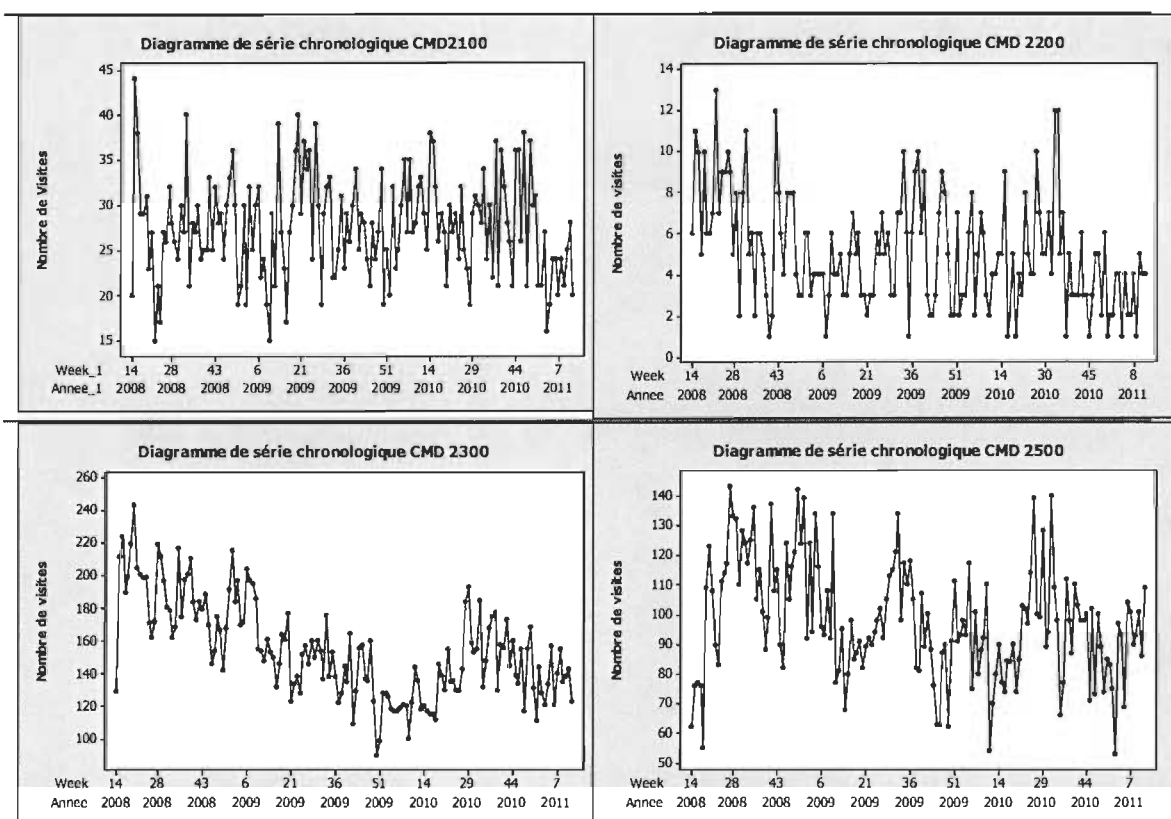
Graphique 3.4. Nombre de visites aux urgences : séries chronologiques par CMD analysée



Graphique 3.4. Nombre de visites aux urgences : séries chronologiques par CMD analysée (suite)



Graphique 3.4. Nombre de visites aux urgences : séries chronologiques par CMD analysée (suite)



Graphique 3.4. Nombre de visites aux urgences : séries chronologiques par CMD analysée (suite)

3.11 Analyse des modèles de prévision des visites aux urgences

Le tableau 3.4 compare les trois techniques utilisées pour la modélisation des nombres des visites hebdomadaires aux urgences et ce, en se basant sur les deux mesures de qualité, soit l'EQM et le MERA. Les modèles SARIMA sont décrites par deux blocks de trois indices entre parenthèse. Le premier block d'indices (p, d, q) représente l'indice d'autorégression p , l'indice de différenciation d et l'indice de moyenne mobile q . Le deuxième block d'indices $(p, d, q) S$ représente les mêmes indices appliqués aux comportements de saisonnalité. Enfin, pour les modèles SARIMAX, les variables statistiquement significatives ont été ajoutées à chaque ligne.

Selon le tableau 3.4, qui récapitule les résultats des calculs, il est difficile de prétendre qu'un modèle de prévision des visites aux urgences est meilleur qu'un autre pour toutes les CMD. Ceci peut être expliqué par des influences différentes des facteurs temporels et climatiques sur les maladies en question.

En effet, les CMD 0100, 0200 et 2500 sont mieux représentés par des modèles de régression linéaire alors que le restant des séries chronologiques est mieux représenté par des modèles SARIMAX.

Pour tous les CMDs, SARIMAX offre de meilleures précisions que les simples modèles SARIMA. Le niveau de la neige, les températures maximales et minimales hebdomadaires ainsi que les semaines sont les facteurs qui sont souvent significatifs dans les modèles SARIMAX.

Pour les modèles avec des petits nombres de données : faibles visites hebdomadaires (le cas des CMDs : 0700, 1000, 1200, 1600, 1700 et 2200), aucun des trois modèles n'a offert un résultat satisfaisant avec des MERA au-delà de 20 %.

Pour comparer ces modèles à ceux proposés dans la littérature, la Moyenne des Erreurs Relatives Absolues Pondérées (MERAP) a été choisie comme indicateur de précision de la somme de plusieurs séries chronologiques. Les CMDs sont classés en ordre décroissant de nombre de visites moyens. Le MERAP qui est la pondération de plusieurs

MERA de différentes séries temporelles à un niveau i est déterminé par la formule suivante :

$$(\text{MERAP})_i = \frac{\sum_{j=1}^i N_j \cdot \text{MAPE}_j}{\sum_{j=1}^i N_j} \quad [4.10]$$

avec :

i est le nombre de CMD considérés (CMD classés en nombre moyen de visites hebdomadaires décroissant).

N_j est le nombre moyen de visites pour un CMD ayant un classement j .

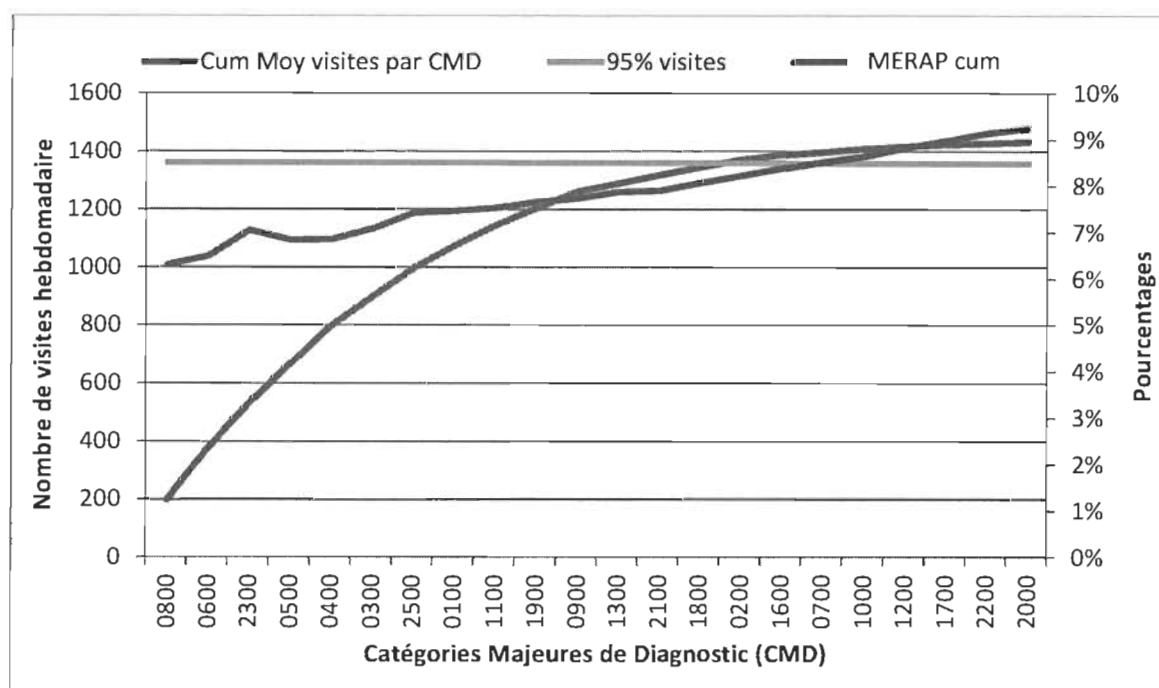
Le graphique 3.5 présente une vue combinée du nombre moyen de visites hebdomadaires cumulées des CMDs (en ordre décroissant) ainsi que la MERA moyen ajusté correspondant. Selon ce graphique, la méthodologie proposée dans cet ouvrage offre une MERA de 8,7 % pour 95 % du nombre total de visites des patients. Bien que la méthodologie est orientée CMD, elle offre un MERAP cumul inférieur à 10 %.

Tableau 3.4. Comparatif des modèles de prévision pour chaque CMD

CMD	Reg. linéaire		SARIMA univariée			SARIMA multivariée			
	EQM	MERA	Modèle	EQM	MERA	Modèles	Variables ($p < 0,05$)	EQM	MERA
0100	68,2	8,0 %	(100)(000)	104,3	10,4 %	(100)(000)	N_{Neige}, W_i	132,8	9,2 %
0200	24,9	16,2 %	(111)(000)	36,1	21,2 %	(111)(000)	$T_{\text{max}},$ $MT_{\text{max}},$ N_{Pluie}	50,6	18,5 %
0300	160,9	9,90 %	(500)(100)	244,5	12,6 %	(500)(100)	$N_{\text{Pluie}},$ N_{Neige}, W_i	207,1	8,9 %
0400	272,8	8,7 %	(200)(110)	330,3	7,4 %	(200)(000)	$T_{\text{max}}, N_{\text{Neige}},$ W_i	225,0	6,9 %
0500	135,8	6,8 %	(111)(100)	189,3	8,4 %	(111)(100)	N_{Pluie}	156,6	6,0 %
0600	247,0	7,2 %	(300)(001)	285,6	7,5 %	(300)(001)	N_{Neige}, W_i	344,4	6,7 %
0700	10,7	26,3 %	(100)(000)	14,9	31,5 %	(100)(000)	N_{Neige}, W_i	20,9	29,1 %
0800	278,8	6,5 %	(100)(001)	408,5	8,1 %	(100)(001)	DJC, $N_{\text{Neige}},$ W_i	397,0	6,3 %
0900	74,2	12,3 %	(101)(111)	71,89	12,1 %	(100)(101)	N_{Neige}, W_i	72,16	9,3 %
1000	8,6	23,9 %	(101)(000)	12,7	30,7 %	(101)(000)	DJC, N_{Neige}	13,11	23,6 %
1100	61,4	8,8 %	(101)(001)	99,0	11,0 %	(101)(001)	$T_{\text{min}}, N_{\text{Neige}},$ W_i	88,2	8,4 %
1200	7,8	46,2 %	(100)(000)	11,0	64,7 %	(100)(000)	DJC	15,8	49,4 %
1300	23,7	14,2 %	(201)(000)	31,8	17,6 %	(201)(000)	N_{Neige}, W_i	34,8	14,1 %

Tableau 3.4. Comparatif des modèles de prévision pour chaque CMD (suite)

CMD	Reg. linéaire		SARIMA univariée			SARIMA multivariée			
	EQM	MERA	Modèle	EQM	MERA	Modèles	Variables (p < 0,05)	EQM	MERA
1400	Correspond aux accouchements								
1500									
1600	16,5	22,0 %	(101)(000)	22,93	27,5 %	(101)(000)	N _{Neige} , W _i	24,4	21,8 %
1700	6,7	40,1 %	(500)(000)	7,61	48,5 %	(500)(000)	N _{Neige} , W _i	8,4	38,6 %
1800	56,5	26,5 %	(111)(001)	36,18	19,0 %	(100)(101)	N _{Neige} , W _i	37,5	16,4 %
1900	62,2	10,6 %	(101)(000)	93,4	13,7 %	(101)(000)	N _{Neige} , W _i	90,1	10,4 %
2000	4,2	49,2 %	(111)(001)	6,95	68,2 %	(111)(001)		7,6	
2100	23,7	14,2 %	(101)(100)	31,5	17,2 %	(101)(100)	N _{Neige} , W _i	15,1	9,2 %
2200	4,8	50,8 %	(111)(000)	6,23	65,0 %	(111)(000)		8,6	53,6 %
2300	625,0	12,9 %	(111)(101)	321,6	9,5 %	(111)(101)		417,7	
2400	Correspond aux infections par le virus de l'immunodéficience, non fréquent								
2500	179,2	11,0 %	(300)(001)	265,6	14,1 %	(300)(001)	N _{Pluie} , N _{Neige} , W _i	252,3	10,6 %



Graphique 3.5. Cumul des nombres de visites et MERAP

3.12 Pr vision du nombre d'admission provenant du d partement d'urgence

Cette section est d di e au d veloppement d'un mod le de pr vision du nombre de patients admis. Comme le mod le de nombre de visites   l'urgence, ce mod le reprend le principe d'orientation CMD. Peck *et al.* (2013) ont travaill  sur un mod le qui d finit la probabilit  qu'un patient soit admis ou non. Parmi les variables de pr diction, ils ont consid r  le probl me de sant  dont souffre le patient exprim  lors du triage.

Dans cette  tude, le risque pour qu'un patient d'une cat gorie CMD k soit admis est une variable stochastique qu'on d note P_k . Soit A_{kt} le nombre de patients admis, alors il s' crira sous la forme :

$$A_{kt} = P_k \cdot N_{kt} \quad [4.11]$$

O  N_{kt} est le nombre de visites   l'urgence de patients de CMD k   la p riode t .

Dans une perspective de tracer   temps r el le statut d'une urgence (nombre total de patients en attente et le nombre de patients   risque potentiel d' tre admis), cette  tude tentera de mettre en  vidence des corr lations entre le taux d'admission et les groupes d' ges par CMD k . Le regroupement d' ge qui sera utilis  est celui que le syst me de gestion de l'urgence utilise est d crit au tableau 3.5.

Tableau 3.5. Groupes d' ges

Groupes	1	2	3	4	5	6	7
�ges	00-02	03-05	06-12	13-17	18-24	25-34	35-44
Groupes	8	9	10	11	12	13	
�ges	45-54	55-64	65-74	75-84	85-94	+ 95	

Le tableau 3.6 montre qu'il y a des diff rences entre les taux d'admission P_k d'une cat gorie   une autre. Le graphique 3.6 montre l'intervalle de confiance ou l' tendue de

valeurs qui contient probablement (à 95 % de confiance) la moyenne des taux d'admission par CMD confirme ce constat. Les catégories majeures de diagnostic à haut taux d'admission sont les troubles liés aux systèmes hépatobiliaires et les problèmes cardiaques avec des taux moyens d'admissions respectifs 46,6 % et 44,4 % alors que les problèmes de santé liés aux troubles de l'oreille, du nez, de la bouche, de la gorge, des os cranio-faciaux ont le plus faible taux d'admission, qui est en moyenne de 2,2 %.

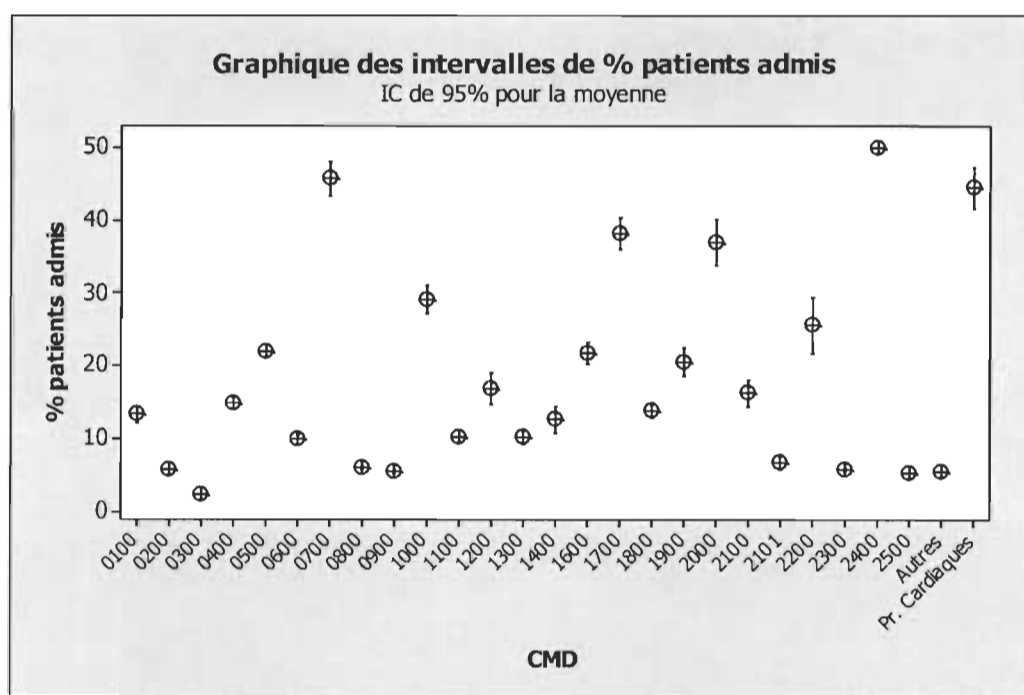
Avec l'hypothèse H_0 : les taux d'admission suivent une loi normale et, en utilisant le test d'Anderson-Darling, les tests de normalité ont été appliqués aux taux d'admission pour chaque CMD. Ces tests montrent que les taux d'admission ne suivent pas des lois normales. Seul le taux d'admission des problèmes cardiaques s'identifie à une loi normale. Le tableau 3.6 résume ces tests.

Tableau 3.6. Tests de normalité des P_k par CMD

CMD	Moyenne %	Écart type	p (test de normalité)
0100	13,2	10,2	< 0,005
0200	5,7	3,1	< 0,005
0300	2,2	1,3	< 0,005
0400	14,8	8,6	< 0,005
0500	22,0	8,9	< 0,005
0600	9,7	6,0	< 0,005
0700	46,6	19,4	< 0,005
0800	6,0	2,5	< 0,005
0900	5,3	3,1	< 0,005
1000	29,1	16,0	< 0,005
1100	10,1	6,2	< 0,005
1200	16,8	8,1	< 0,005
1300	10,0	6,0	< 0,005
1400			
1500			
1600	21,6	12,2	< 0,005
1700	38,1	17,1	< 0,005
1800	13,7	8,2	< 0,005

Tableau 3.6. Tests de normalité des P_k par CMD (suite)

CMD	Moyenne %	Écart type	p (test de normalité)
1900	20,4	18,3	< 0,005
2000	36,9	16,4	< 0,005
2100	8,3	4,7	< 0,005
2200	25,5	134,0	< 0,005
2300	5,8	3,8	< 0,005
2400			
2500	5,1	3,6	< 0,005
Pr, Cardiques	44,4	15,2	0,068



Graphique 3.6. Moyennes des proportions des patients admis par CMD

3.13 Conclusion

Le début de ce chapitre est un cadre descriptif de la situation des urgences au Québec et au Canada. Cette partie vise à contextualiser le travail dans un cadre national en décrivant

un statut de quelques variables liées directement ou indirectement à la durée moyenne de séjour aux urgences.

Dans ce chapitre, trois techniques ont été déployées pour modéliser le nombre de patients de chaque catégorie CMD visitant l'urgence, à savoir la régression linéaire, SARIMA univariée et SARIMA multivariée (SARIMAX). Pour la majorité des CMD, c'est SARIMA multivariée (SARIMAX) qui offrait le meilleur résultat avec des Moyennes d'Erreur Relative Absolue les plus faibles. L'utilisation de ces différentes techniques de modélisation met en évidence les comportements des séries chronologiques des nombres de visites des patients aux urgences.

La modélisation par CMD des nombres de visites aux urgences offre l'avantage d'orienter les gestionnaires à mieux planifier les ressources nécessaires et mieux répondre à la demande. Cette modélisation par CMD n'a pas affecté la qualité du modèle pour estimer le nombre total de visites.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, un modèle d'estimation du nombre de patients admis est établi. Le nombre de patients admis est une source d'information très recherchée par les gestionnaires et étant réparti par CMD permet d'être plus précis dans le calcul des ressources nécessaires. Une bonne planification des ressources nécessaires à l'hospitalisation aura un effet positif sur le processus d'admission du département d'urgence, identifié souvent comme goulot d'étranglement de tout le processus de l'urgence.

Ce nombre de patients admis n'était pas modélisé comme une série chronologique comme a fait quelques auteurs (Schweigler *et al.*, 2009; Jones *et al.*, 2008; Boyle *et al.*, 2011) mais comme un produit de séries chronologiques N_{ki} et des ratios τ_k dont ces derniers sont des variables stochastiques indépendantes du temps.

L'utilisation de variables climatiques sur un horizon d'une semaine peut être une source de manque de précision qui sera à évaluer dans une recherche future.

CHAPITE 4 – NOMENCLATURE STOCHASTIQUE EN BESOIN DE RESSOURCES

4.1 Introduction

Le département d'urgence est un système qui fonctionne en mode juste-à-temps. Ainsi, le bon déroulement de ses processus repose sur deux principes fondamentaux : la compréhension de la demande et la réactivité de ses processus. Dans ce chapitre, un modèle d'information est proposé pour améliorer la réactivité des départements et ressources en amont du département d'urgence, le focus sera mis sur les médecins spécialistes qui offrent un service de consultation et sur les départements d'hospitalisation qui doivent fournir un lit disponible dans les plus brefs délais pour hospitaliser un patient provenant du département d'urgence.

Dans une entreprise de production, les nomenclatures et les procédés de fabrication sont utilisés pour convertir le produit final en sous-produits, travail et ressources nécessaires pour fabriquer le produit en question. En mode juste-à-temps, ces informations sont vitales et permettent aux départements en amont de réagir adéquatement et intervenir au bon moment.

Dans le cas des soins aux urgences et dans ce chapitre, la réflexion est portée sur la possibilité de définir des nomenclatures stochastiques qui définissent la trajectoire des patients à travers les processus de soins; en d'autres termes, quelles ressources sont nécessaires pour répondre à un besoin de soins aux urgences.

Le terme nomenclature stochastique a été utilisé pour la première fois par Vissers et Beech (2005). L'apport de cette nomenclature stochastique se résume par la possibilité de définir les ressources nécessaires pour répondre à un service de soins et, par conséquent, améliore la visibilité de l'état du département d'urgence à toutes les équipes médicales. La

figure 4.1 synthétise le mariage du système d'information de l'hôpital et la nomenclature stochastique. Cette dernière prend un caractère dynamique et s'ajuste au fur et à mesure en tirant bénéfice de l'historique des données réelles.

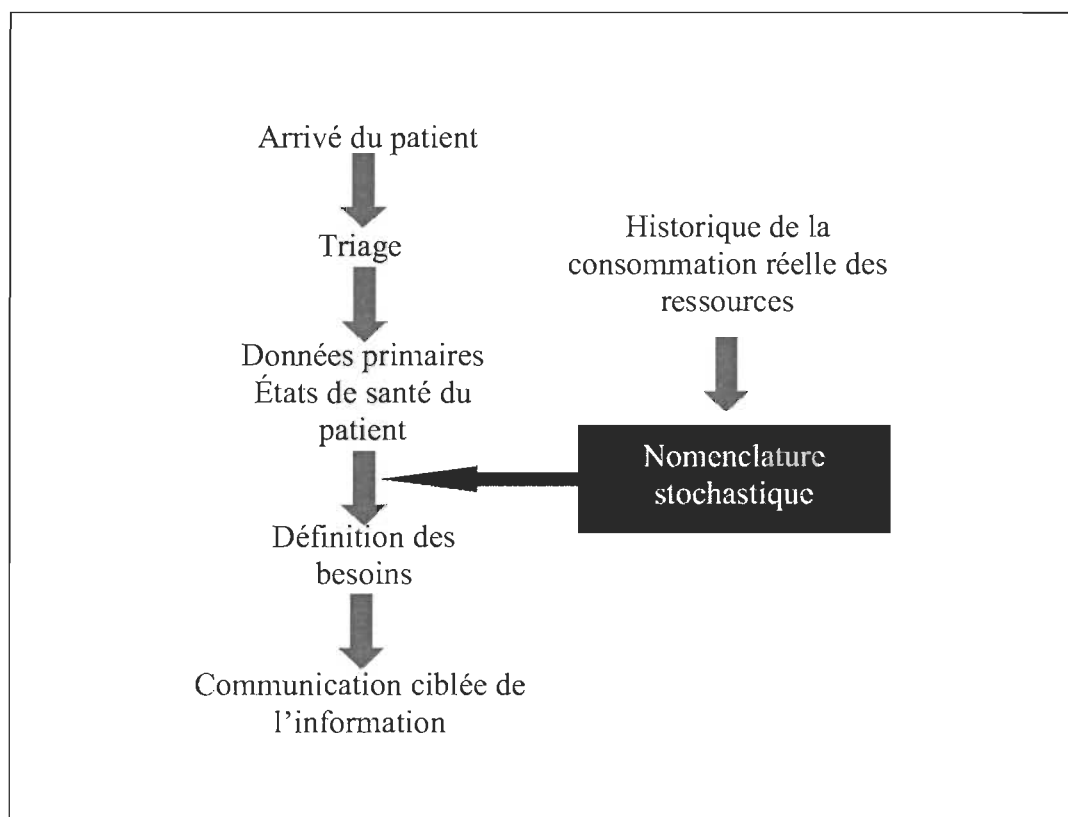


Figure 4.1. Nomenclature stochastique et système d'information de l'hôpital

4.2 Formulation du modèle

Dans la réalité, l'identification du besoin de soins commence au triage. C'est au triage que l'infirmière peut attribuer des informations au patient. Ainsi, le patient p peut être représenté par un vecteur X^p de n variables qui sont ses attributs :

$$X^p = \begin{pmatrix} x_1^p \\ \vdots \\ x_n^p \end{pmatrix} \quad [5.1]$$

Chaque patient p va consommer une quantité de ressource i noté par r_i^p . Ainsi, les quantités de ressources nécessaires peuvent être représentées par le vecteur R^p

$$R^p = \begin{pmatrix} r_1^p \\ \vdots \\ r_m^p \end{pmatrix} \quad [5.2]$$

Où m est le nombre de ressources que nous cherchons à quantifier.

La fonction vectorielle de nomenclature stochastique F qui lie le vecteur X^p au vecteur R^p .

$$F : \begin{pmatrix} x_1^p \\ \vdots \\ x_n^p \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} f_1(x_1^p, \dots, x_n^p) \\ \vdots \\ f_m(x_1^p, \dots, x_n^p) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_1^p \\ \vdots \\ r_m^p \end{pmatrix} \quad [5.3]$$

Les ressources ciblées dans cet ouvrage sont les lits d'hospitalisation ainsi que les médecins spécialistes sur appel pour consultation. En d'autres termes, on cherchera à exprimer des besoins de lits et de consultations par spécialité dès le triage. Ces deux ressources sont listées parmi les causes de l'encombrement des départements d'urgence dans la revue des travaux (chapitre 1). Le vecteur R^p s'écrit alors :

$$R^p = \begin{pmatrix} \text{Probabilité d'être hospitalisé} \\ \text{Probabilité de consultation requise par spécialité} \end{pmatrix} \quad [5.4]$$

4.3 Sources des données

Les données utilisées dans cette étude proviennent du système d'information du Centre hospitalier universitaire de Sherbrooke (CHUS). Le CHUS comprend quatre départements d'urgence qui œuvrent au sein de ses établissements et accueillent ensemble chaque année près de 87 000 patients. L'ensemble des données fournies représentent plus de 125 992 enregistrements durant deux années fiscales (2013-2014 et 2014-2015).

4.4 Variables de prédiction

Les variables de prédiction considérées sont les groupes des patients par classe de pathologies (GP), le triage et l'âge des patients. Ces variables ont la qualité d'être indépendantes. Les études de Aroua et Abdul-Nour (2015) et Peck *et al.* (2013) montrent que des variables comme l'âge, le moyen d'arrivée, le niveau de gravité et le problème de santé dont souffre le patient peuvent prédire si un patient sera admis ou non. Le vecteur X^p s'écrit alors

$$X^p = \begin{pmatrix} GP_1 \\ \vdots \\ GP_{16} \\ Tri \\ \hat{Age} \end{pmatrix} \quad [5.5]$$

4.5 Regroupement des patients

Le regroupement des patients utilisé est celui fourni par la base de données et qui correspond au champ « Raison de la visite ». Ce regroupement classe les pathologies et est décrit dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1. Liste des catégories majeures de diagnostic

Code Raison Vs	Nombre de visites
1500 – Général et mineur	20 051
1000 – Orthopédie	18 942
0400 – Gastro-intestinal	15 120
0100 – Cardiovasculaire	11 826
1100 – Respiratoire	11 776
1200 – Tégument (peau)	11 056
0700 – Neurologique	8 726
0200 – ORL	6 551
0500 – Génito-urinaire	5 693
0600 – Santé mentale (SM) et psychosocial	5 668
1400 – Traumatisme	3 784
0900 – Ophtalmologie	2 542
0800 – Gynéco-obstétrique	1 948
1300 – Intoxication	1 689
Manque d'information	423
0300 – Environnement	197

Travailler avec ce regroupement offre plusieurs avantages. Le premier est que c'est un regroupement de problèmes de santé orienté « quantité de ressources consommées » pour fournir les soins. Le deuxième avantage est qu'il est en vigueur et utilisé par l'hôpital. Enfin, le troisième avantage est que ce regroupement offre une interface avec le système de gestion des hôpitaux, donc estimer le nombre de patients par problème de santé permet de planifier les ressources non seulement des urgences mais aussi des différents départements d'hospitalisation à la suite de l'admission des patients.

4.6 Résultats et analyses

Une analyse de régression logistique binaire multiple a été conduite pour à la fois déterminer si une variable est d'influence et si une corrélation existe entre la variable à prédire et les variables de prédiction.

Les variables dépendantes sont des variables binaires :

- $P_{admissions}$: prend la valeur 1 si le patient est admis et 0 sinon;
- $P_{consultation}$: prend la valeur 1 s'il y a eu une demande de consultation par un médecin spécialiste pour le patient et 0 sinon.

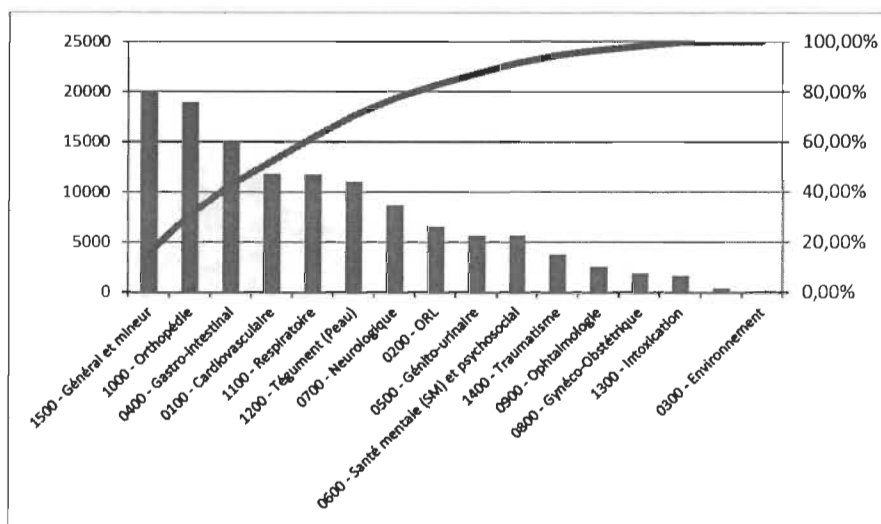
Les variables $P_{admission}$ et $P_{consultation\ sp\ i}$ utilisées dans les analyses de la régression logistique binaire sont mensuelles et calculées ainsi pour chaque mois :

$$P_{admission}^c = \frac{N_{admission}^c}{N_{Total}^c} \quad [5.6]$$

$$P_{consultation\ sp\ i}^c = \frac{N_{consultation\ sp\ i}^c}{N_{Total}^c} \quad [4.7]$$

Où c représente une combinaison des variables de prédiction.

Pour simplifier l'analyse et améliorer la visibilité des résultats, l'analyse de régression logistique binaire est réalisée pour chaque raison de visite des patients; en d'autres termes, pour chaque ensemble de pathologies de même nature. L'analyse est limitée aux 14 premiers groupes qui représentent plus de 95 % des visites (voir graphique 4.1).



Graphique 4.1. Pareto des nombres de visites par problème de santé

4.6.1 Détermination de la significativité des associations : variables prédictors et variables réponses

L'hypothèse nulle est qu'il n'existe aucune association entre la variable explicative et la réponse. Le seuil de signification considéré dans cette étude est α égale à 0,05. Donc, un seuil de signification de 0,05 indique un risque de 5 % de conclure à tort qu'il existe une association.

L'analyse de la régression logistique binaire pour qu'un patient soit admis ($P_{\text{admission}}$) (voir tableau 4.2) montre que les variables [groupe d'âge] et [ordre de triage] sont souvent des variables significatives ($p < 0,05$). Seuls les groupes 0900 (ophtalmologie) et 1300 (intoxication) [l'ordre de triage], respectivement [le groupe d'âge] ne sont pas des variables significatives.

Pour les patients ayant besoin d'une consultation, l'analyse de la régression logistique binaire pour qu'un patient ait besoin d'une consultation ($P_{\text{consultation sp i}}$) (voir tableau 4.3) montre que les variables [groupe d'âge] et [ordre de triage] sont souvent des variables

significatives ($p < 0,05$). Seul le groupe 0900 (ophtalmologie), [l'ordre de triage] n'est pas une variable significative.

4.6.2 Ajustement des modèles aux données

Pour l'évènement « admission » et selon les coefficients de détermination (R^2), les équations obtenues de la régression logistique binaire ne semblent pas offrir des équations de régressions adaptées pour tous les groupes. C'est le cas pour les groupes 0200, 0500, 0600, 0800, 0900 et 1300.

Pour l'évènement « demande de consultation » et selon les coefficients de détermination (R^2), les équations obtenues de la régression logistique binaire semblent être adaptées pour presque tous les groupes, pour décrire la probabilité qu'un patient ait besoin de consultation dès le triage à partir de son groupe d'âge et de l'ordre de triage. Seuls les groupes 0900 et 1300, les coefficients de détermination sont très bas ($R^2 = 12,42$ et $R^2 = 26,68$).

Tableau 4.2. Analyse de la régression logistique binaire des admissions : $P_{\text{admission}}$ versus Tri; Age

0100 – Cardiovasculaire					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	1019,6	509,798	1019,60	0,000
Tri	1	221,4	221,412	221,41	0,000
Âge	1	870,0	870,012	870,01	0,000
Erreur	206	404,1	1,962		
Total	208	1423,7			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
71,62 %		71,48 %		11978,59	
Équation de régression					
$P(\text{admission}) = \frac{\exp(Y')}{1 + \exp(Y')}$					
$Y' = -1,361 - 0,5128 \text{ Tri} + 0,7214 \text{ Âge}$					

0200 – ORL					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	43,96	21,9798	43,96	0,000
Tri	1	14,30	14,2951	14,30	0,000
Âge	1	28,86	28,8612	28,86	0,000
Erreur	110	99,15	0,9014		
Total	112	143,11			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
30,72 %		29,32 %		1653,66	
Équation de régression					
$P(\text{admission}) = \frac{\exp(Y')}{1 + \exp(Y')}$					
$Y' = -1,808 - 0,414 \text{ Tri} + 0,4111 \text{ Âge}$					

Tableau 4.2. Analyse de la régression logistique binaire des admissions : P_{admission} versus Tri; Age (suite)

0400 – Gastro-intestinal						0500 – Génito-urinaire					
Tableau des sommes des carrés d'écart						Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart ajustée						Somme des carrés d'écart ajustée					
Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p	Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	900,1	450,037	900,07	0,000	Régression	2	118,41	59,204	118,41	0,000
Tri	1	320,5	320,549	320,55	0,000	Tri	1	63,82	63,825	63,82	0,000
Âge	1	692,1	692,127	692,13	0,000	Âge	1	73,86	73,859	73,86	0,000
Erreur	197	237,2	1,204			Erreur	129	150,54	1,167		
Total	199	1137,3				Total	131	268,95			
Récapitulatif du modèle						Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC	R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
79,14 %		78,97 %			13220,49	44,03 %		43,28 %			2832,15
Équation de régression						Équation de régression					
P (admission) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))						P (admission) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 0,369 - 0,6645 Tri + 0,5978 Âge						Y' = - 0,937 - 0,6924 Tri + 0,4881 Âge					

0600 – Santé mentale (SM) et psychosocial						0700 – Neurologique					
Tableau des sommes des carrés d'écart						Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart ajustée						Somme des carrés d'écart ajustée					
Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p	Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	89,343	44,672	89,34	0,000	Régression	2	1097,6	548,789	1097,58	0,000
Tri	1	4,047	4,047	4,05	0,044	Tri	1	309,3	309,337	309,34	0,000
Âge	1	88,819	88,819	88,82	0,000	Age	1	862,5	862,524	862,52	0,000
Erreur	134	203,949	1,522			Erreur	191	297,9	1,560		
Total	136	293,292				Total	193	1395,5			
Récapitulatif du modèle						Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC	R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
30,46 %		29,78 %			6279,01	78,65 %		78,51 %			6622,83
Équation de régression						Équation de régression					
P (admission) = Exp (Y')/(1 + exp(Y'))						P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 1,455 - 0,0934 Tri + 0,6151 Âge						Y' = - 0,887 - 0,8598 Tri + 0,8845 Âge					

0800 – Gynéco-obstétrique						0900 – Ophtalmologie					
Tableau des sommes des carrés d'écart						Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart ajustée						Somme des carrés d'écart ajustée					
Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p	Source	DL		Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	1	22,12	22,1241	22,12	0,000	Régression	2	8,390	4,1948	8,39	0,015
Tri	1	22,12	22,1241	22,12	0,000	Tri	1	2,682	2,6821	2,68	0,101
Erreur	39	32,42	0,8313			Âge	1	6,047	6,0467	6,05	0,014
Total	40	54,55				Erreur	29	16,123	0,5560		
						Total	31	24,512			
Récapitulatif du modèle						Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC	R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
40,56 %		38,73 %			621,03	34,23 %		26,07 %			285,41
Équation de régression						Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))						P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,423 - 0,906 Tri						Y' = - 5,22 + 0,394 Tri + 0,609 Âge					

Tableau 4.2. Analyse de la régression logistique binaire des admissions : P_{admission} versus

Tri; Age (suite)

1000 – Orthopédie					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	1221,12	610,56	1221,12	0,000
Tri	1	94,80	94,80	94,80	0,000
Âge	1	1133,43	1133,43	1133,43	0,000
Erreur	205	339,44	1,66		
Total	207	1560,55			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
78,25 %		78,12 %		10193,23	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 2,701 - 0,3888 Tri + 0,8854 Âge					

1100 – Respiratoire					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	2238,0	1119,02	2238,04	0,000
Tri	1	575,0	575,04	575,04	0,000
Âge	1	1879,9	1879,90	1879,90	0,000
Erreur	212	262,0	1,24		
Total	214	2500,1			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
89,52 %		89,44 %		9907,81	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 0,038 - 0,9313 Tri + 0,9214 Âge					

1200 – Tégument (peau)					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	213,59	106,796	213,59	0,000
Tri	1	82,33	82,328	82,33	0,000
Âge	1	135,82	135,821	135,82	0,000
Erreur	169	196,72	1,164		
Total	171	410,32			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
52,06 %		51,57 %		4245,61	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 1,482 - 0,5849 Tri + 0,5418 Âge					

1300 – Intoxication					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	24,9402	12,4701	24,94	0,000
Tri	1	24,9082	24,9082	24,91	0,000
Âge	1	0,3821	0,3821	0,38	0,536
Erreur	65	56,6262	0,8712		
Total	67	81,5664			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
30,58 %		28,12 %		1518,13	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = - 0,077 - 0,4716 Tri + 0,142 Âge					

1400 – Traumatisme					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	368,2	184,114	368,23	0,000
Tri	1	249,3	249,336	249,34	0,000
Âge	1	212,3	212,259	212,26	0,000
Erreur	133	180,9	1,360		
Total	135	549,2			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
67,05 %		66,69 %		2460,69	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,151 - 1,3390 Tri + 0,8733 Âge					

1500 – Général et mineur					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
		Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Source	DL				
Régression	2	1921,3	960,65	1921,30	0,000
Tri	1	1307,4	1307,42	1307,42	0,000
Âge	1	876,6	876,63	876,63	0,000
Erreur	246	350,4	1,42		
Total	248	2271,7			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart		AIC	
84,58 %		84,49 %		17516,07	
Équation de régression					
P (admission) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,7375 - 0,8648 Tri + 0,5529 Âge					

Tableau 4.3. Analyse de la régression logistique binaire des demandes de consultations :

P_{consultation} versus Tri; Age

0100 – Cardiovasculaire					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	541,0	270,496	540,99	0,000
Tri	1	249,4	249,437	249,44	0,000
Âge	1	350,4	350,370	350,37	0,000
Erreur	112	147,1	1,314		
Total	114	688,1			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
78,62 %		78,33 %			11641,18
Équation de régression					
P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,768 – 0,7956 Tri + 0,4630 Âge					

0200 – ORL					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	80,12	40,0622	80,12	0,000
Tri	1	66,21	66,2052	66,21	0,000
Âge	1	15,45	15,4504	15,45	0,000
Erreur	78	71,46	0,9161		
Total	80	151,58			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
52,86 %		51,54 %			2000,05
Équation de régression					
P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,484 – 0,895 Tri + 0,2983 Âge					

0400 – Gastro-intestinal					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	763,1	381,570	763,14	0,000
Tri	1	378,4	378,361	378,36	0,000
Âge	1	483,5	483,497	483,50	0,000
Erreur	139	174,1	1,253		
Total	141	937,3			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
81,42 %		81,21 %			14710,44
Équation de régression					
P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,766 – 0,7719 Tri + 0,4723 Âge					
0500 – Génito-urinaire					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	184,36	92,179	184,36	0,000
Tri	1	152,08	152,076	152,08	0,000
Âge	1	46,10	46,101	46,10	0,000
Erreur	113	128,42	1,136		
Total	115	312,78			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
58,94 %		58,30 %			3656,40
Équation de régression					
P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 1,367 – 1,0679 Tri + 0,3222 Âge					
0600 – Santé mentale et psychosocial					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	289,59	144,793	289,59	0,000
Tri	1	289,58	289,581	289,58	0,000
Âge	1	11,08	11,076	11,08	0,001
Erreur	64	84,16	1,315		
Total	66	373,75			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
77,48 %		76,95 %			5760,65
Équation de régression					
P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 2,478 – 0,8988 Tri + 0,360 Âge					
0700 – Neurologique					
Tableau des sommes des carrés d'écart					
Somme des carrés d'écart					
Source	DL	Moyenne ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	492,7	246,361	492,72	0,000
Tri	1	175,5	175,503	175,50	0,000
Âge	1	363,5	363,509	363,51	0,000
Erreur	126	144,6	1,147		
Total	128	637,3			
Récapitulatif du modèle					
R carré de la somme des carrés d'écart		R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart			AIC
77,32 %		77,00 %			7047,29
Équation de régression					
P (Consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))					
Y' = 0,426 – 0,8687 Tri + 0,5639 Âge					

Tableau 4.3. Analyse de la régression logistique binaire des demandes de consultations :
P_{consultation} versus Tri; Age (suite)

0800 – Gynéco-obstétrique

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	1	39,88	39,879	39,88	0,000
Tri	1	39,88	39,879	39,88	0,000
Erreur	31	32,24	1,040		
Total	32	72,12			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
55,30 %	53,91 %	1090,12

Équation de régression

P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = 1,771 – 1,002 Tri

0900 – Ophtalmologie

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	11,3684	5,6842	11,37	0,003
Tri	1	0,1960	0,1960	0,20	0,658
Age	1	11,0139	11,0139	11,01	0,001
Erreur	65	64,0818	0,9859		
Total	67	75,4502			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
15,07 %	12,42 %	861,16

Équation de régression

P (consultation) = exp (Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = – 2,865 - 0,080 Tri + 0,515 Age_1

1000 – Orthopédie

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	1033,2	516,601	1033,20	0,000
Tri	1	490,0	490,013	490,01	0,000
Âge	1	553,1	553,150	553,15	0,000
Erreur	147	179,4	1,221		
Total	149	1212,6			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
85,20 %	85,04 %	10300,65

Équation de régression

P (consultation) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = 0,394 – 1,0390 Tri + 0,6201 Âge

1100 – Respiratoire

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	1112,7	556,371	1112,74	0,000
Tri	1	321,4	321,439	321,44	0,000
Âge	1	891,0	890,999	891,00	0,000
Erreur	131	166,1	1,268		
Total	133	1278,8			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
87,01 %	86,86 %	9154,03

Équation de régression

P (consultation) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = 0,923 – 1,0022 Tri + 0,6565 Âge

1200 – Tégument (peau)

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	342,2	171,085	342,17	0,000
Tri	1	224,3	224,260	224,26	0,000
Âge	1	113,8	113,821	113,82	0,000
Erreur	142	146,7	1,033		
Total	144	488,9			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
69,99 %	69,58 %	5665,73

Équation de régression

P (consultation) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = 0,690 – 0,9439 Tri + 0,4085 Âge

1300 – Intoxication

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	21,934	10,967	21,93	0,000
Tri	1	19,993	19,993	19,99	0,000
Âge	1	4,084	4,084	4,08	0,043
Erreur	48	52,793	1,100		
Total	50	74,727			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
29,35 %	26,68 %	1484,69

Équation de régression

P (consultation) = exp(Y')/(1 + exp(Y'))

Y' = 0,702 – 0,597 Tri + 0,453 Âge

Tableau 4.3. Analyse de la régression logistique binaire des demandes de consultations : $P_{\text{consultation}}$ versus Tri; Age (suite)

1400 – Traumatisme

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	186,14	93,069	186,14	0,000
Tri	1	15,26	15,259	15,26	0,000
Âge	1	168,03	168,028	168,03	0,000
Erreur	67	95,66	1,428		
Total	69	281,80			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré (ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
66,05 %	65,34 %	2086,58

Équation de régression

$$P(\text{consultation}) = \frac{\exp(Y')}{1 + \exp(Y')}$$

$$Y' = -0.762 - 0.796 \text{ Tri} + 0.7550 \text{ Âge}$$

1500 – Général et mineur

Tableau des sommes des carrés d'écart

Source	DL	Somme des carrés d'écart ajustée	Moyenne ajustée	Khi deux	Valeur de p
Régression	2	940,4	470,223	940,45	0,000
Tri	1	636,6	636,642	636,64	0,000
Âge	1	401,4	401,391	401,39	0,000
Erreur	176	189,8	1,079		
Total	178	1130,3			

Récapitulatif du modèle

R carré de la somme des carrés d'écart	R carré(ajust) de la somme des carrés d'écart	AIC
83,21 %	83,03 %	13531,19

Équation de régression

$$P(\text{consultation}) = \frac{\exp(Y')}{1 + \exp(Y')}$$

$$Y' = 0,533 - 0,8560 \text{ Tri} + 0,4340 \text{ Âge}$$

Les annexes V et VI présentent les graphiques de contour avec et sans ajustement des probabilités d'admission et de demande de consultation en fonction de l'âge et du niveau de triage.

4.7 Conclusion

L'objectif de ce chapitre est d'explorer l'association entre des variables indépendantes disponibles à l'étape de triage et des variables dépendantes; soit la probabilité qu'un patient soit admis et la probabilité qu'un patient ait besoin de consultations. Faute de disponibilité d'information, cette étude a été limitée à trois variables explicatives, soit le groupe de patients selon la raison de la visite, le triage et l'âge des patients. L'étude a été menée en utilisant la technique de régression logistique binaire.

L'étude met en évidence l'adaptabilité des équations de régression logistique binaire pour décrire les probabilités qu'un patient soit admis ou la nécessité d'une consultation à partir des variables indépendantes décrites ci-dessus.

Pour plusieurs groupes de patients, les variables groupe d'âge et niveau de triage sont des variables statistiquement significatives ($p < 0,05$). Alors que les coefficients de détermination R^2 ne permettent pas de conclure que les modèles obtenus de la régression logistique binaire sont bien ajustés. En effet, pour la probabilité des admissions, seuls 6 groupes sur 14 offrent des modèles de régression logistique avec des coefficients de détermination R^2 supérieurs à 70 %. Les résultats sont relativement meilleurs pour les probabilités de demande de consultation, où 8 groupes sur 14 ont des coefficients de détermination supérieurs à 70 %.

La fonction vectorielle de nomenclature stochastique F est l'ensemble des fonctions de régression logistique binaire qui lient ces variables explicatives aux variables à prédire. Cette fonction est unique pour chaque département d'urgence puisqu'elle tient compte du facteur humain dans les prises de décisions et ici l'hypothèse est que c'est les médecins qui décident de demander des consultations ou qui décident d'hospitaliser un patient. Cette fonction est aussi vivante et doit toujours se mettre à jour selon les données récentes et disponibles.

Ce travail a été limité à deux variables explicatives mais d'autres variables non fournies par le CHUS Sherbrooke et peuvent être identifiées dès l'étape du triage peuvent enrichir le modèle de régression logistique binaire et rendre les modèles de meilleure qualité. Ces informations sont les signes vitaux (TA : 142/78, fréquence cardiaque, fréquence respiratoire, saturation, température buccale, glycémie capillaire et autres), le mode d'arrivée du patient (ambulant, ambulance), situation familiale, nombre de visites aux urgences dans les derniers mois et autres données pertinentes.

CHAPITRES 5 – MODÉLISATION ET SIMULATION D’UN DÉPARTEMENT D’URGENCE

5.1 Introduction

Le département d’urgence dans les hôpitaux est souvent sujet de questionnement sur l’efficacité de son fonctionnement. Ce questionnement est une conséquence de leur encombrement et des longues durées d’attente. Ce phénomène complique l’atteinte des objectifs des hôpitaux qui visent à assurer un bon service de soins; efficace, sécuritaire et équitable à tous les citoyens.

Cette situation force les gestionnaires des hôpitaux et des départements d’urgence à chercher des solutions. Ces gestionnaires sont souvent en quête d’outils d’aide à la décision lorsqu’il s’agit d’implanter des changements pour améliorer le fonctionnement de ce département. Ils cherchent souvent des réponses à des questions de type; quel retour sur investissement, quel rendement doit-on s’attendre d’un ou plusieurs changements, quels sont les changements prioritaires, etc.

Apporter des changements aux facteurs de débit d’un tel département pour mieux répondre aux besoins de soins représente une décision d’envergure. En effet, ce département est régi par des pratiques très réglementées, une structure très complexe, un mode de fonctionnement en continue et des investissements importants. Il est clair que les gestionnaires voulant apporter des changements doivent avoir un taux élevé de certitude des améliorations conséquentes.

La simulation, qui permet d’avoir une représentation d’un tel système devient un outil de choix pour mettre en œuvre, artificiellement, divers changements aux processus du département d’urgence sans devoir subir des investissements et énergies.

Ce chapitre a pour objectif de mettre en œuvre des scénarios d'amélioration à travers des simulations représentant un cas réel d'un département d'urgence. Les résultats issus des simulations serviront à mieux comprendre la sensibilité des temps de passage des patients aux améliorations sélectionnées. Ces résultats seront donc un guide pour sélectionner et prioriser les actions à faire pour améliorer le temps de passage des patients et, par conséquent, réduire le temps d'attente dans les urgences.

5.2 Modélisation et validation du département d'urgence

Les expérimentations appliquées à des systèmes réels en grandeur nature peuvent s'avérer très coûteuses et avec des temps de réponse très important. De plus, la collecte de données pourrait être une contrainte à la crédibilité de ces expérimentations. Pour faire face à ce problème, deux possibilités sont offertes; la modélisation mathématique et la modélisation simulatoire. C'est la deuxième possibilité qui est utilisée dans ce travail puisqu'il permet de représenter avec une certaine précision le système réel.

La simulation des flux discret intègre à la fois la construction d'un modèle et l'utilisation expérimentale de ce modèle pour étudier un problème. Le modèle consiste en une représentation d'un système réel, capable de reproduire son fonctionnement. La simulation est l'activation du modèle dans le temps afin de connaître son comportement dynamique et de prédire son comportement futur. La simulation est principalement utilisée pour étudier les flux physiques (dans ce cas les patients) et informationnels et les disponibilités des ressources. Elle ne permet pas de trouver directement et de façon optimale des solutions à des problèmes de production. En cela, on peut l'assimiler à une simple boîte noire qui réagit aux consignes qu'on lui donne (variables d'entrée), mais incapable, seule, de déterminer la valeur optimale de ces consignes. On l'utilise en général pour évaluer et comparer des scénarios possibles. Ses capacités d'imitation et de prédiction permettent d'obtenir des renseignements sur les conséquences de changements ou de modifications dans un système avant que ceux-ci ne soient effectués. Les modèles de simulation sont

capables de décrire le système avec le degré de détail et de précision nécessaire qui convient à la résolution du problème posé.

L'établissement de la cartographie des processus d'un système productif est la première étape de la modélisation du fonctionnement de ce système pour aboutir à sa simulation. C'est à partir de ces cartographies qu'un modèle simulatoire a été construit décrivant les différentes étapes des soins aux urgences. Le processus de validation du modèle sera fait selon le modèle de Robinson (1997).

5.2.1 Cartographie des processus

L'approche processus et le management par une approche système ont été déployés pour représenter le processus de soins dans le département d'urgence du CHUS Fleurimont. L'approche processus consiste à identifier et manager méthodiquement les processus utilisés. Cette approche suppose notamment la représentation de l'architecture dynamique de ce qui se fait dans l'organisme. La description des activités est réalisée à travers une cartographie en concertation avec l'équipe *Lean* du CHUS Fleurimont (figures 5.1, 5.2, 5.3, 5.4 et 5.5). Cette cartographie avait pour but l'identification des différentes activités et opérations pour construire le modèle de simulation.

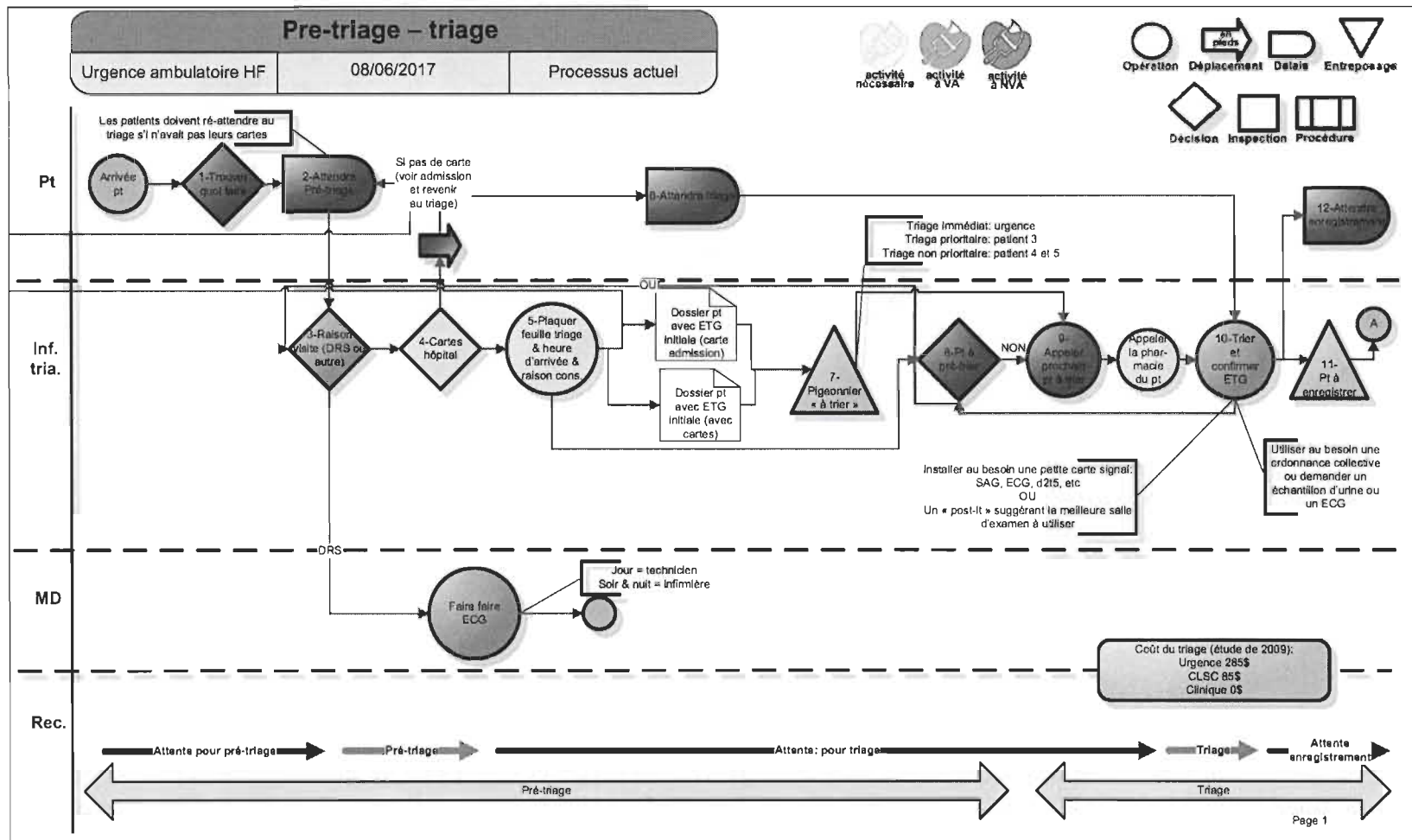


Figure 5.1. VSM processus urgence : prétriage-triage

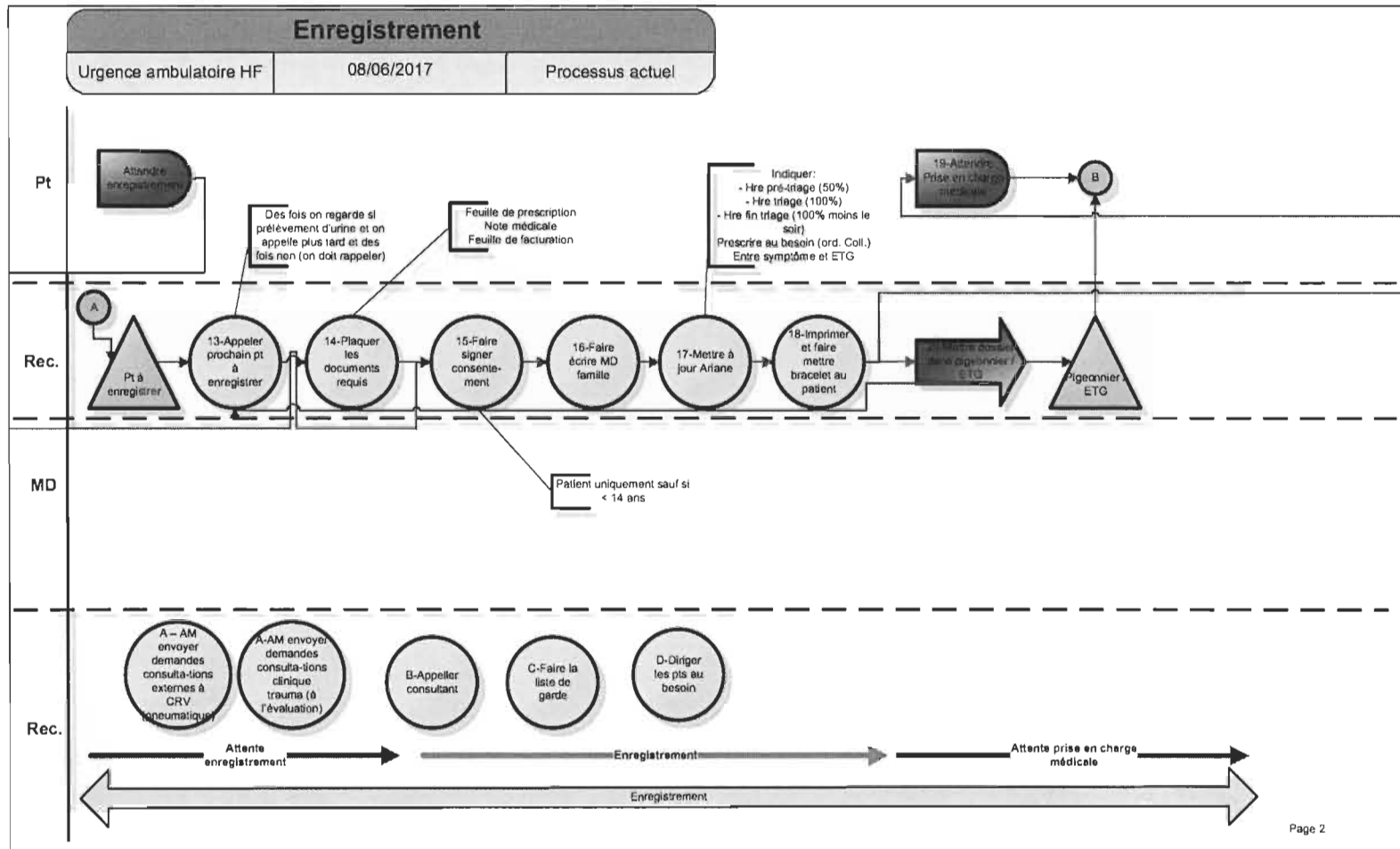


Figure 5.2. VSM processus urgence : enregistrement

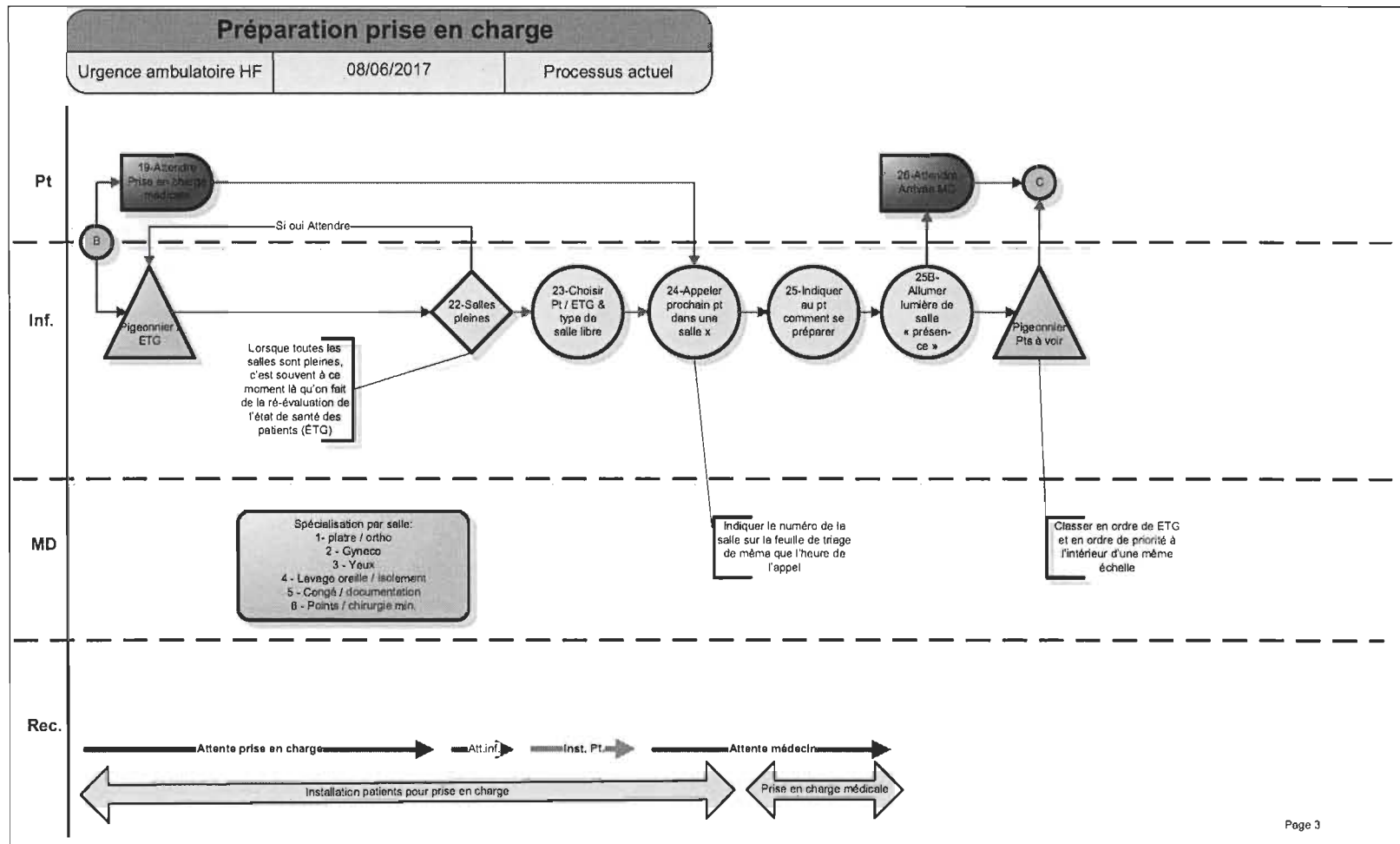


Figure 5.3. VSM processus urgence : préparation prise en charge

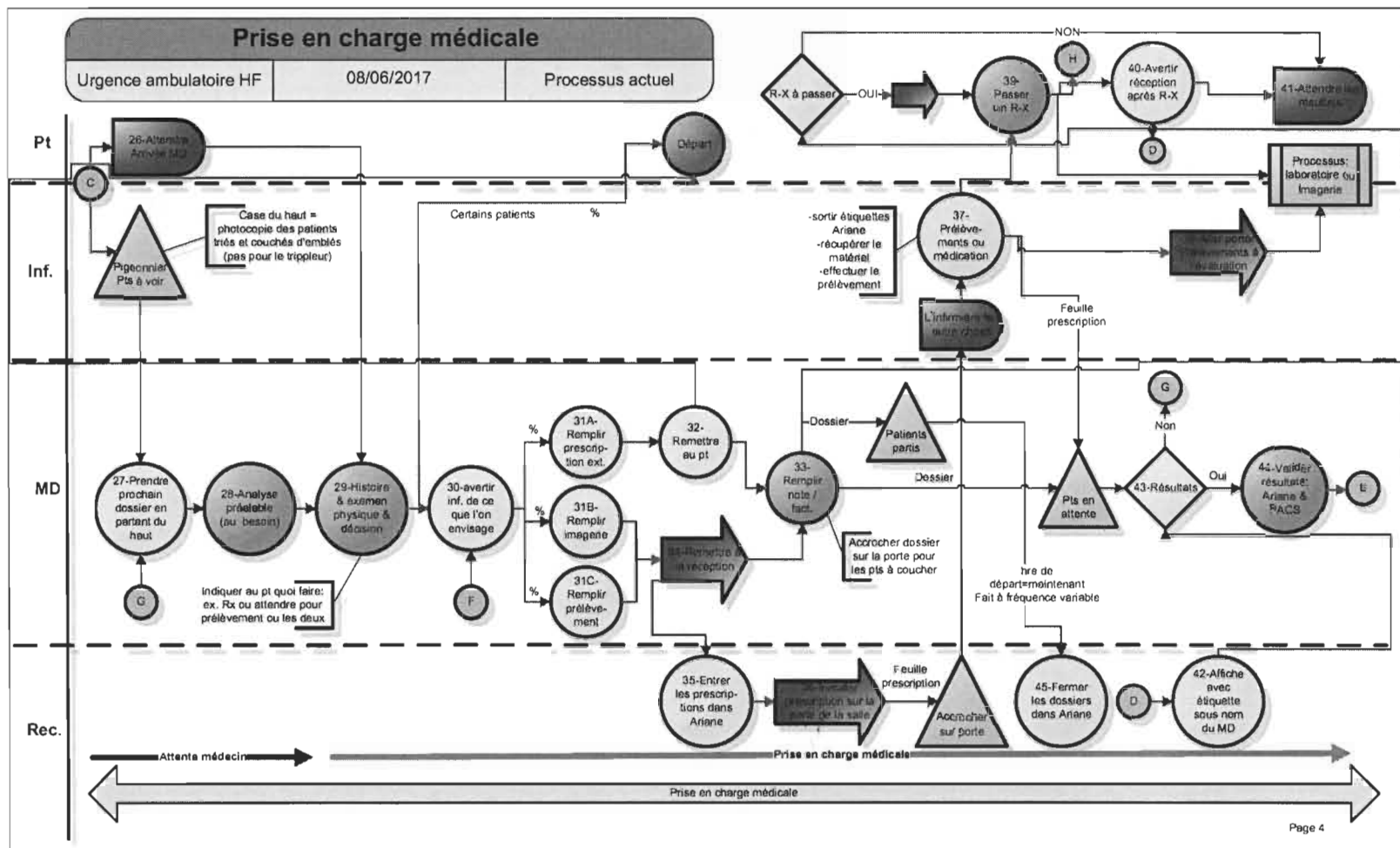


Figure 5.4. VSM processus urgence : prise en charge médicale



5.2.2 Modélisation

La modélisation est le fruit d'observations menées dans le département d'urgence et de la collaboration de l'équipe du *Lean* du CHUS. Plusieurs profils de patients définissent des flux différents à travers les processus et activités du département d'urgence et consomment des ressources distinctes et en quantités variables. Ce profil des patients se définit par une combinaison des attributs suivants :

- patient adulte/enfant;
- patient ambulant/civière;
- patient sans consultation/avec consultation;
- patient admis/non admis;
- catégorie majeure de diagnostic qui définit la nature du problème de santé;
- patient ayant quitté avant d'avoir vu un médecin/ayant vu un médecin.

Dès l'entrée d'un patient ambulant à l'urgence, une infirmière au triage procède à son évaluation selon l'échelle canadienne de triage (ETG). C'est à la suite de ce triage qu'un ordre de priorité de 1 à 5 est attribué à ce patient. Il doit converger vers une salle d'attente et attendre qu'on l'appelle pour être vu par un médecin d'urgence. Des patients jugés non autonomes pourront se faire assigner à une civière; c'est le cas souvent des patients âgés. Le CHUS Fleurimont dispose de six salles d'examen qui ne sont pas polyvalentes (voir tableau 5.1). Une fois examiné, le médecin est amené à prendre plusieurs décisions entre autres, si des examens et tests sont nécessaires, si le patient nécessite qu'il soit vu par un médecin spécialiste, si le patient doit être hospitalisé ou être gardé sous observation pour quelques heures, si le patient peut rentrer chez lui, etc.

5.2.3 Ressources

Seules les ressources jugées critiques et qui risquent d’être goulots d’étranglement sont considérées dans la modélisation. Cette décision est prise en concert avec des gestionnaires du département d’urgence du CHUS Fleurimont. Cette décision pourrait alléger la complexité du modèle de simulation. Ces ressources sont décrites dans le tableau 5.1.

Tableau 5.1. Liste des ressources considérées dans la modélisation

Ressources	Nombre	Disponibilité	Description
Infirmière de triage	1		
Infirmière	2		
Salle d’examen	6	24/24	Spécialisation par salle : 1. plâtre/ortho; 2. gynéco; 3. yeux; 4. lavage oreille/isolement; 5. congé/documentation; 6. points/chirurgies mineures.
Médecin de jour	2	8 h – 16 h	
Médecin auxiliaire jour	1	10 h – 18 h	
Médecin de soir	2	16 h – 00 h	
Médecin de nuit	1	00 h – 8 h	
Civière adulte	30	24/24	
Civière pédiatrique	8	24/24	

5.2.4 Processus

On distingue plusieurs processus impliqués dans le traitement des patients au sein du département d’urgence. Ces processus représentent un ensemble d’activités interreliées et consommant des ressources qu’ils partagent parfois. Ces processus sont le triage et l’enregistrement, le premier examen (patients ambulant), le processus du premier examen (patient sur civière), le processus RX et les tests sanguins, les processus de consultation

et le processus d'admission. Deux processus ont été ajoutés dans la modélisation sur ARENA. Le premier est le processus d'arrivée, qui permet de définir l'heure d'arrivée des patients ainsi que l'affectation d'attributs. Le deuxième processus est le processus de sortie qui permet d'extraire les données sur les patients pour des fins d'analyse.

5.2.5 Validation

La modélisation conceptuelle de l'urgence est basée sur les entretiens et observations menés au sein du département d'urgence du CHUS et sur la cartographie de la chaîne de valeur fournie par l'équipe *Lean* du CHUS. La modélisation numérique a été réalisée sur le logiciel ARENA selon le modèle en graphique 5.6.

La validation finale du modèle est faite en trois étapes. La première étape consiste à faire une simulation avec un petit échantillon de patients et vérifier et valider le flux de ces patients. La deuxième étape est de comparer visuellement les graphiques des séries chronologiques des nombres de visites quotidiennes; réelle vs artificielle. La troisième étape de validation est le lancement d'une simulation durant une année de visites et calculer la MERA comme mesure de la qualité du modèle et sa capacité à représenter le modèle réel. Cette mesure est calculée pour deux types de patients; patients admis et patients non admis.

$$MERA = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{T_{kn} - \tilde{T}_{kn}}{\tilde{T}_{kn}} \right| \quad [6.1]$$

Où N le nombre de jours de la simulation égale à 365 jours.

n : indice du jour

k : type de patient admis ou non admis

T_{kn} la durée moyenne journalière de passage par l'urgence pour le jour n d'un patient de type k selon la simulation.

\widetilde{T}_{kn} : la durée moyenne journalière réelle de passage par l'urgence pour le jour n d'un patient de type k selon la simulation.

À la suite du lancement des simulations, les MERA calculés pour la durée d'une année est de 9,6 % pour les patients admis et 5,2 % pour les patients non admis.

5.3 Scénarios pour améliorer les durées de séjour

Le but de ce travail est de répondre à la question : « qu'arrivera-t-il si...? » en faisant appel à différents scénarios d'amélioration. À la suite d'une recherche bibliographique extensive sur les variables (ou scénarios d'amélioration) proposées pour améliorer le temps d'attente et le temps de passage à l'urgence, une liste préliminaire a été établie et a été décrite dans le chapitre de revue bibliographique. Le choix final des variables d'amélioration est le fruit d'un travail en concert avec un comité de projet composé de médecins, infirmières et administrateurs et qui avait la tâche d'aligner ces variables à la stratégie de développement de l'urgence du CHUS Fleurimont.

Ces idées sont décrites dans le tableau 5.2. Le plan expérimental a été établi selon la méthode Taguchi (L27) pour cinq variables à trois niveaux chaque. En se référant aux travaux consultés dans la revue de littérature, chaque niveau d'amélioration a été choisi de manière à ce qu'elle soit réalisable.

Selon le travail de Aroua et Abdul-Nour (2015), il a été établi que la fréquence des pathologies que présentent les patients (répartis en CMD) varie durant l'année et on peut voir des périodes de croissance et des périodes de déclin. Aussi et durant le même travail, il a été montré que le taux d'admission varie d'un CMD à l'autre.

À la suite de ces faits, les simulations seront faites sur trois périodes différentes de l'année soit [mai, juin, juillet et août], [septembre, octobre, novembre et décembre] et [janvier, février, mars et avril]. Analyser les données des simulations sur trois périodes différentes de l'année permettra d'évaluer l'interaction entre la période de l'année et les scénarios sélectionnés.

Tableau 5.2. Idées d'amélioration sous forme de variable ainsi que leurs niveaux

Variables	Valeurs	Description
<i>Fast Track</i>	1. Sans <i>Fast Track</i> .	État actuel.
	2. Avec <i>Fast Track</i> interne.	<i>Fast Track</i> en utilisant les ressources internes (médecins, infirmière, etc.).
	3. Avec <i>Fast Track</i> externe.	<i>Fast Track</i> en transférant les patients à une clinique externe entre 8 h et 20 h.
Fauteuil de repos	1. Sans fauteuils de repos.	Ces fauteuils sont plutôt destinés aux patients sous observation dont leur état ne nécessite pas, en théorie, une civière, mais un fauteuil de repos.
	2. Avec six fauteuils de repos.	
	3. Avec 12 fauteuils de repos.	
Temps d'attente des médecins spécialistes	1. Sans réduction.	L'attente de spécialistes pour consultation demandé par le médecin urgentologue peut s'avérer longue.
	2. Avec réduction de 20 % du temps d'attente actuels.	
	3. Avec réduction de 40 % du temps d'attente actuels.	
Temps d'attente pour admission	1. Sans réduction.	
	2. Avec réduction de 20 % du temps d'attente actuels.	
	3. Avec réduction de 40 % du temps d'attente actuels.	
Attente des patients sous observation	1. Sans réduction.	
	2. Avec réduction de 30 % du temps d'attente actuels.	
	3. Avec unité d'observation.	Ajout d'un département ou unité d'observation à l'hôpital pour prendre en charge les patients avec séjour de courte durée (moins de 24 heures).

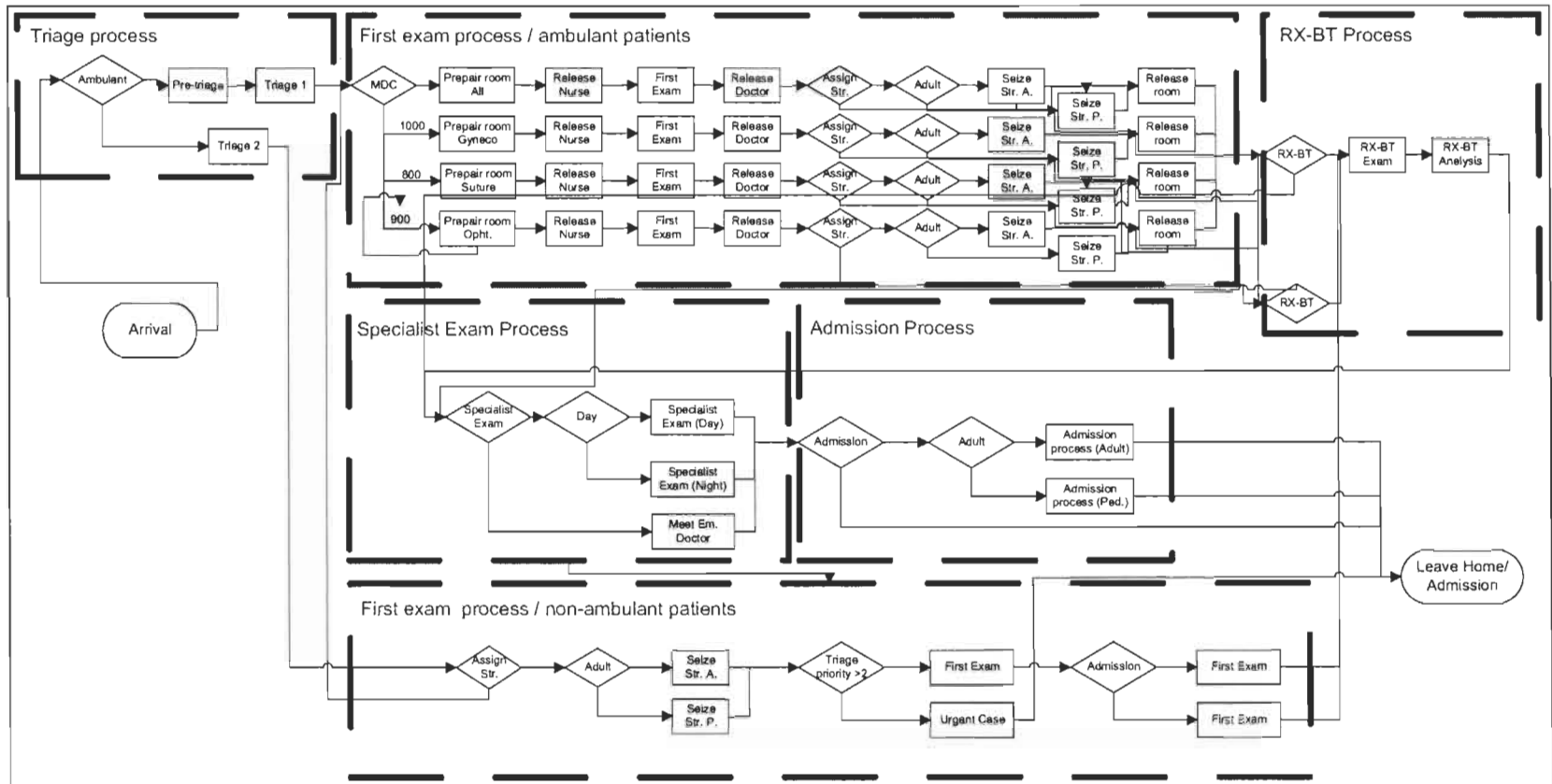


Figure 5.6. Processus du département d'urgence (modèle pour ARENA)

5.4 Analyse des résultats du plan d'expérimentation

L'analyse de la variance des moyennes (voir tableaux 5.3, 5.4 et 5.5) des durées de séjours obtenus à la suite d'une série de simulations selon le plan d'expérimentation défini ci-dessous permet de conclure que, indépendamment de la période de l'année pour les patients admis, les variables en ordre d'influence sur le temps de passage sont l'attente d'admission le *Fast Tracking* et l'attente pour consultation (tableau 5.5). L'ajout de fauteuils et l'amélioration des temps d'observation (respectivement $p = 0,164$, $p = 0,6$) ne représentent pas des variables d'influence.

Tableau 5.3. ANOVA du temps moyen de passage : période 1

Temps de passage de patients admis (période 1)							Temps de passage de patients non admis (période 1)						
Analyse de la variance des moyennes							Analyse de la variance des moyennes						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P	Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
FT ¹	2	5.0875	5.0875	2.54374	54.65	0.000	FT	2	7.4840	7.48402	3.74201	80.61	0.000
Faut ²	2	0.1885	0.1885	0.09424	2.02	0.164	Faut	2	0.0573	0.05727	0.02863	0.62	0.552
Consult ³	2	0.5085	0.5085	0.25424	5.46	0.016	Consult	2	0.5363	0.53629	0.26814	5.78	0.013
Adm ⁴	2	13.3247	13.3247	6.66233	143.14	0.000	Adm	2	0.0108	0.01082	0.00541	0.12	0.891
Obs ⁵	2	0.0492	0.0492	0.02458	0.53	0.600	Obs	2	9.0691	9.06909	4.53454	97.69	0.000
Residual Error	16	0.7447	0.7447	0.04654			Residual Error	16	0.7427	0.74271	0.04642		
Total	26	19.9029					Total	26	17.9002				

Main Effects Plot for Means
Data Means

This line graph shows the mean of means for five factors (FT, Faut, Consult, Adm, Obs) across three levels (1, 2, 3). The y-axis ranges from 11.00 to 12.75. FT shows a sharp decrease from level 1 to 3. Faut, Consult, and Adm show relatively flat lines with minor fluctuations. Obs shows a slight increase from level 1 to 3.

Main Effects Plot for Means
Data Means

This line graph shows the mean of means for five factors (FT, Faut, Consult, Adm, Obs) across three levels (1, 2, 3). The y-axis ranges from 60 to 74. FT shows a sharp decrease from level 1 to 3. Faut, Consult, and Adm show relatively flat lines with minor fluctuations. Obs shows a sharp decrease from level 1 to 3.

- ¹ *Fast track.*
- ² Fauteuils ajoutés.
- ³ Attente pour consultation.
- ⁴ Attente pour admission.
- ⁵ Processus d'observation.

Tableau 5.4. ANOVA du temps moyen de passage : période 2

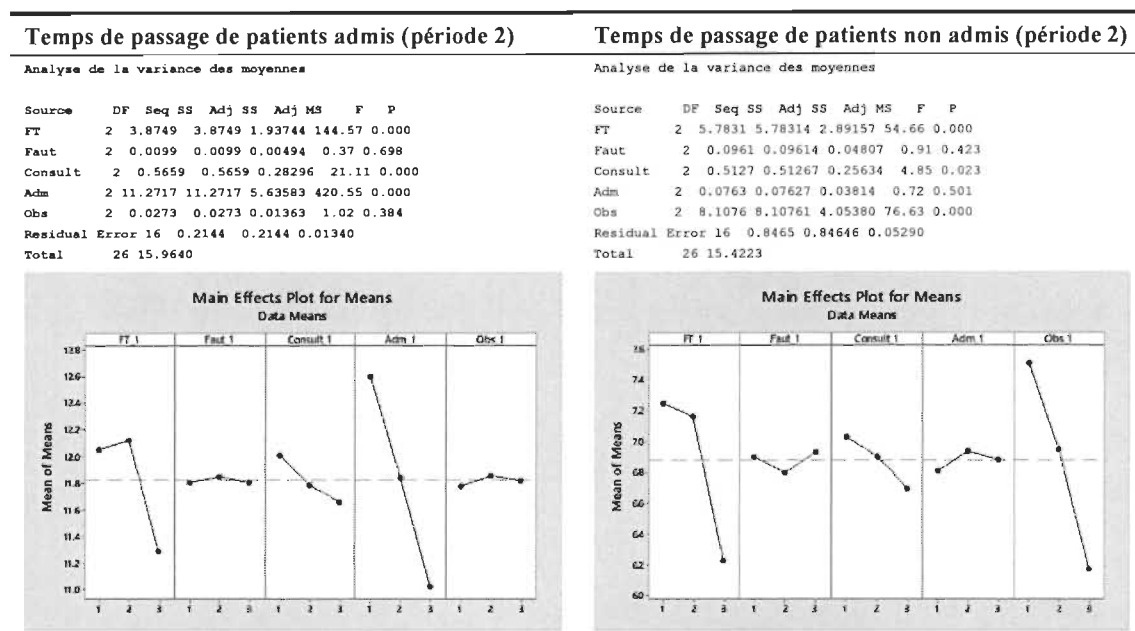
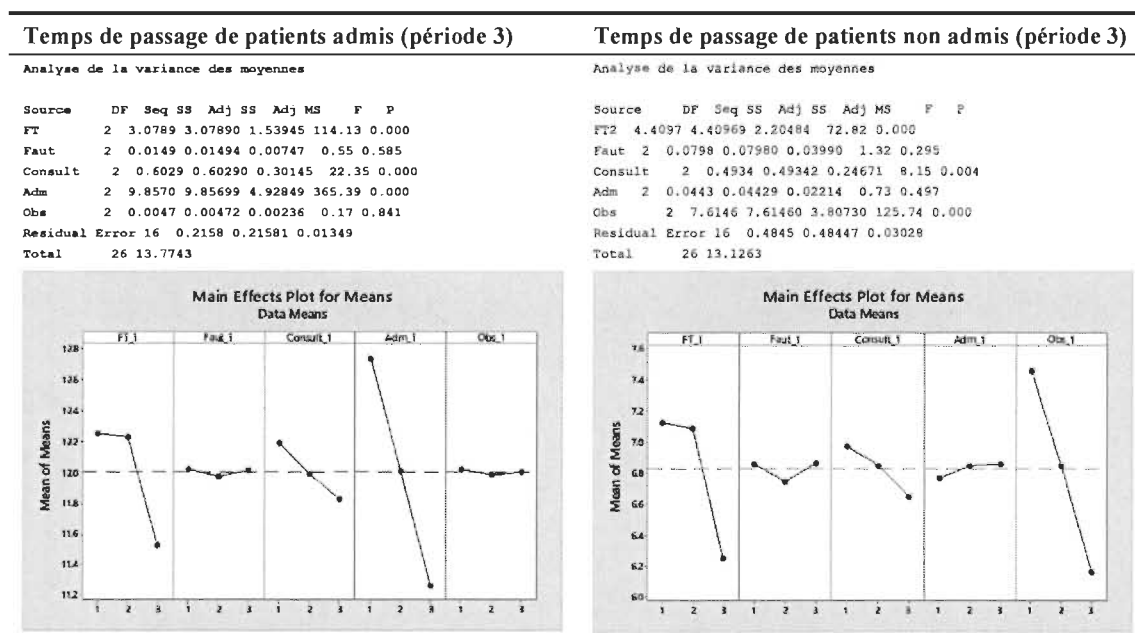


Tableau 5.5. ANOVA du temps moyen de passage : période 3



Pour les patients admis, les variables en ordre d'influence sont le processus d'admission, le *Fast Tracking* et l'attente pour consultation. Cet ordre d'influence est le même pour

toute les périodes (tableau 5.6). Ni l'ajout de fauteuils, ni l'amélioration du temps d'admission (respectivement période 1 : $p = 0,677$, $p = 0,859$; période 2 : $p = 0,698$, $p = 0,384$; période 3 : $p = 0,585$, $p = 0,851$), ne représentent des variables d'influence.

Pour les patients non admis, les variables d'influence sont le processus d'observation, le *Fast Tracking* et le processus de consultation. Cet ordre d'influence est le même pour toute les périodes. Le nombre de fauteuils et l'amélioration des délais d'admission ne représentent pas des variables d'influence pour toutes les périodes (respectivement période 1 : $p = 0,552$, $p = 0,891$; période 2 : $p = 0,423$, $p = 0,501$; période 3 : $p = 0,295$, $p = 0,497$).

Tableau 5.6. Effet des variables sur le temps moyen de passage

	Patients admis						Patients non admis					
Période 1	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs
	1	12.07	11.89	11.97	12.60	11.73	1	7.116	6.714	6.832	6.641	7.339
	2	12.09	11.74	11.67	11.83	11.76	2	6.957	6.604	6.680	6.690	6.737
	3	11.16	11.69	11.67	10.88	11.83	3	5.928	6.681	6.488	6.669	5.924
	Delta	0.93	0.20	0.29	1.72	0.10	Delta	1.188	0.110	0.344	0.049	1.414
	Classement	2	4	3	1	5	Classement	2	4	3	5	1
Période 2	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs
	1	12.05	11.81	12.01	12.60	11.78	1	7.250	6.907	7.034	6.813	7.513
	2	12.12	11.85	11.79	11.84	11.86	2	7.163	6.798	6.907	6.943	6.951
	3	11.29	11.81	11.66	11.02	11.82	3	6.228	6.937	6.700	6.884	6.177
	Delta	0.84	0.04	0.35	1.58	0.08	Delta	1.022	0.139	0.334	0.130	1.337
	Classement	2	5	3	1	4	Classement	2	4	3	5	1
Période 3	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs	Niveau	FT	Faut	Consult	Adm	Obs
	1	12.25	12.02	12.19	12.74	12.02	1	7.130	6.859	6.979	6.769	7.462
	2	12.23	11.97	11.99	12.01	11.99	2	7.092	6.749	6.848	6.847	6.852
	3	11.53	12.02	11.83	11.26	12.00	3	6.254	6.869	6.650	6.861	6.162
	Delta	0.73	0.05	0.37	1.48	0.03	Delta	0.876	0.120	0.329	0.092	1.300
	Classement	2	4	3	1	5	Classement	2	4	3	5	1

Pour les patients non admis, ce travail met en évidence la sensibilité des temps de passage, en ordre décroissant, aux délais d'attente des patients sous observation, à l'implantation du *Fast Tracking* et à la durée d'attente pour une consultation par un médecin spécialiste.

Pour les patients admis, ce travail met en évidence la sensibilité des temps de passage, en ordre décroissant, aux délais d'attente des patients pour être admis, à l'implantation du *Fast Tracking* et à la durée d'attente pour une consultation par un médecin spécialiste.

Ni l'ajout de fauteuils pour patients sous-observation, ni l'amélioration des temps d'attente pour admission n'ont un effet significatif sur le temps de passage moyen journalier des patients.

La variable [assigné à une civière] est contributeur de premier degré à l'augmentation du temps de passage moyen des patients non admis toutes catégories d'urgence confondues; en d'autres termes, se sont ces patients qui passent de longs séjours aux urgences. Assigner un patient à une civière peut être, à la suite d'une décision médicale, une perte d'autonomie ou pour d'autres raisons. Les résultats de la simulation mettent en évidence ce fait avec une réduction du temps de passage de 0,6 heure (soit 8 %) à la suite d'une réduction, de 30 % le temps de traitement de ces patients non admis et une réduction de 1,41 heure (soit 19 %) à la suite de l'implantation d'une unité d'observation. Cette même unité d'urgence pourrait accepter les patients admis pour de courtes périodes et ainsi améliorer le temps d'attente pour admission (Baugh, Venkatesh et Bohan, 2011).

Le *Fast Track* externe se concrétise par la création d'une clinique externe sans rendez-vous proche de l'hôpital et qui œuvre indépendamment du département d'urgence. Cette clinique externe a comme vocation d'accepter aussi des patients référés par l'urgence (patients catégories 4 et 5 selon l'ETG). Selon les résultats de la simulation, cette la création d'une telle clinique représente un investissement intéressant. Ce scénario permet une réduction de près de 1,188 heure pour les patients non admis (ce qui représente 17,8 % de réduction du temps de passage) et de 0,8 heure pour les patients admis (ce qui représente 6,56 % de réduction du temps de passage). Pour un *Fast Tracking* avec les mêmes ressources internes du département de l'urgence, l'amélioration reste très maigre

avec une réduction de 1,5 %. Cette amélioration est loin de celle observée par Considine *et al.* (2008) (DMS 132 minutes sans *Fast Tracking* vs 116 minutes avec *Fast Tracking*).

Pour les trois périodes de l'année, l'ordre d'influence des variables significatives n'a pas changé pour les patients admis et non admis. Donc, la variable temporelle qui peut être considérée comme une variable bruit n'a pas d'influence sur cet ordre.

Alors que Goodacre et Webster (2005) montrent que le nombre de patients qui quittent l'urgence sans être vu par un médecin varie en fonction du nombre moyen d'heures d'attente, nos modèles de simulations sont conçus avec l'hypothèse que le nombre de ces patients reste constant; une faiblesse à mentionner dans ce travail.

Avec l'hypothèse que les idées d'amélioration proposées dans cet ouvrage sont indépendantes et ne partagent pas les mêmes ressources, aucune analyse de la variance des temps de passage avec interaction n'a été réalisée.

5.4 Conclusion

Dans ce chapitre, deux populations de patients ont été considérées; patients admis et patients non admis. La modélisation par la simulation à travers un plan d'expériences montre que pour chaque population, l'ordre d'influence des variables d'amélioration n'est pas le même. Par contre, au sein d'une même population, cet ordre d'influence reste inchangé dans le temps, en considérant trois périodes de l'année.

Pour tous les patients, le *Fast Track* externe semble être une très bonne solution au problème de surpeuplement du département d'urgence, alors que le *Fast Track* interne n'offre pas nécessairement une amélioration lorsqu'il s'agit de la durée moyenne de séjour. De plus, le *Fast Track* interne pourrait contribuer au phénomène d'augmentation

des nombres de visites, une situation déjà observée dans un département d'urgence au Québec.

Pour les patients admis, la capacité d'admission de l'hôpital est la variable la plus influente sur le temps de passage. L'amélioration de cette capacité pourrait être traitée par une augmentation des lits ou par la création d'une unité indépendante pour les patients sous-observation et patient de courts séjours.

Pour les patients non admis, c'est l'amélioration du temps où le patient est sous-observation. La philosophie *Lean* aura une touche remarquable pour revoir et améliorer le processus des patients sous-observation.

Encore une fois, la modélisation et la simulation demeure un outil économique pour aider les gestionnaires à identifier et implanter les améliorations adéquates.

La non considération de l'effet de l'amélioration des DMS sur le nombre de patients ayant quitté l'urgence sans être vu par un médecin doit être considéré lors de recherches futures. En effet, ce nombre peut être affecté par le temps d'attente aux urgences; c'est la conclusion d'un travail mené auparavant par (Chan, Killeen, Kelly et Guss, 2005). L'hypothèse qui a été considérée dès la modélisation est que ces patients ne passent que par le triage et ne consomment aucune autre ressource.

CHAPITRE 6 – PLAN D’EXPÉRIMENTATION POUR AMÉLIORER LE TEMPS DE PASSAGE : INTÉGRATION DU CONCEPT DES CELLULES DYNAMIQUES

6.1 Introduction

La similitude entre les processus de soins dans les départements d’urgence et les processus de type *Job-Shop* a alimenté la réflexion sur l’effet de l’implantation du principe des cellules dynamiques sur l’efficacité des activités d’un département d’urgence. Une réflexion qui n’a pas été traitée à la suite de la revue de la littérature. Ici, l’intérêt est porté sur la transformation des salles d’examens en cellules dynamiques, ce qui n’est pas le cas dans la réalité des départements d’urgence.

Ce chapitre a pour objectif de mettre en œuvre, de nouveau, des scénarios d’amélioration à travers des simulations représentant le même cas et tirant profit des résultats du chapitre dernier. Les idées proposées ont pour but d’améliorer trois indicateurs de performance à savoir, le temps de passage des patients non admis, le temps de passage des patient admis et le temps entre le triage et le premier examen. Cette fois-ci les idées qui sortent des réunions avec le comité de projet et selon la technique DELPHI sont : l’implantation du principe des cellules dynamiques aux salles d’examen, l’implantation du *Fast Track* externe, le changement d’horaire du 3^e médecin, l’amélioration des temps d’obtention des résultats des laboratoires et le temps d’attente pour hospitalisation.

6.2 Scénarios pour améliorer les durées de séjour

Cinq idées d’amélioration du temps de passage des patients dont chacune sera représentée par des variables qui prendront deux valeurs; soit l’état actuel et l’état proposé d’amélioration.

6.2.1 Changement d'horaire du troisième médecin du jour.

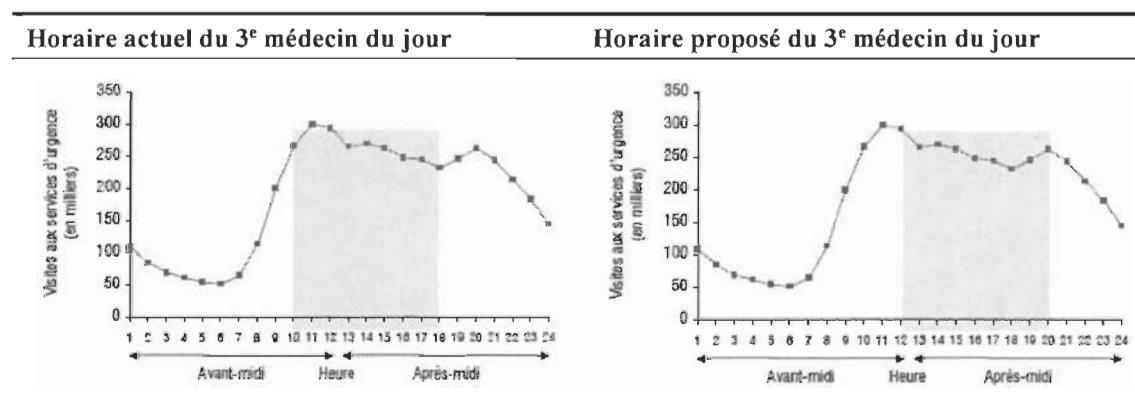
Le CHUS de Fleurimont dispose de six médecins répartis comme suit :

- deux médecins de jour dont l'horaire de travail est de 8 h à 16 h;
- deux médecins de soir dont l'horaire de travail est de 16 h à 00 h;
- un médecin de nuit dont l'horaire de travail est de 00 h à 8 h; et
- un troisième médecin de jour dont l'horaire de travail est de 10 h à 18 h.

Le poste du troisième médecin du jour avait comme objectif de faire face aux piques quotidiens des visites et donc, de réguler la charge de travail des médecins de jour.

C'est le changement d'horaire de ce troisième médecin qui fait l'objet de la première idée d'amélioration, soit de proposer un nouvel horaire de travail de 12 h à 20 h (voir tableau 6.1).

Tableau 6.1. Proposition de changement d'horaire de travail pour le 3^e médecin



6.2.2 Cellules dynamiques et polyvalence des salles d'examen

La deuxième idée d'amélioration est inspirée du concept de cellules dynamiques de fabrication et qui consiste à apporter des changements aux salles d'examens et aux équipements de spécialité pour rendre les salles d'examen polyvalentes et capables d'accepter tous les patients indépendamment des pathologies qu'ils présentent. Ainsi, ce sont les patients appartenant aux groupes (gynéco-obstétrique), (ophtalmologie) et (l'orthopédie) qui vont bénéficier de tels changements, puisqu'aujourd'hui ils ne peuvent être examinés que dans deux salles d'examen.

6.2.3 Temps d'attente pour hospitalisation

La troisième idée d'amélioration est la réduction du temps d'attente d'admission, qui se confond souvent au temps d'attente pour avoir un lit disponible. Selon un rapport publié par l'Institut canadien d'information sur la santé, au Canada le temps moyen d'attente pour un lit d'hospitalisation dans un hôpital communautaire moyen et un grand hôpital communautaire sont respectivement 1,4 heure et 2,4 heures soit 40 % de différence. La deuxième valeur considérée pour cette variable est la valeur actuelle réduite à 40 % comme deuxième valeur de cette variable.

6.2.4 Délais d'obtention des résultats des analyses

Selon quelques auteurs, le temps d'attente pour l'obtention des résultats des analyses, que ce soit pour des tests sanguins ou la radiologie, peut contribuer dans la prolongation du temps de passage aux urgences. Nous proposons comme état amélioré de ce processus le processus avec un délai d'attente pour l'obtention des résultats réduit de 40 %. Cette performance est atteignable si l'on considère le travail de Lee-Lewandrowski, Corboy, Lewandrowski, Sinclair, McDermot et Benzer (2003).

6.2.5 Fast Track externe

Le concept des départements d'urgence avait comme vocation de traiter des patients qui présentent un problème de santé jugé urgent et grave. Le manque de médecins de famille, le vieillissement de la population et autres facteurs attribués au système de santé, oblige les malades à s'orienter vers les départements d'urgence. L'idée du *Fast Track* externe est le principe d'orienter les malades dont l'état jugé non grave (catégorie 4 et 5 selon l'ECT) vers une clinique externe de médecins sans rendez-vous. Cette clinique fonctionne de 8 h à 20 h.

6.3 Analyse des résultats du plan d'expérimentation

Un plan d'expérience factoriel à deux niveaux est établi avec cinq variables dont chacune prend deux valeurs; une valeur qui représente l'état actuel et une valeur qui représente l'état proposé pour l'amélioration.

Un modèle et une simulation représentant chaque ligne du plan d'expérience est lancé. La durée de la simulation représente une année qui débute le mois d'avril.

Les indicateurs de performance (temps d'attente triage/premier examen, temps de passage patients admis et temps de passage des patients non admis) sont extraits des simulations et figurent dans le tableau 6.2.

Tableau 6.2. Plan d'expérimentation et résultats des simulations

Std Ord	Run Ord	Center Pt	Blocks	3 ^e med.	Cell Dyn.	Att. Adm	Lab RT	Fast Tr	Adm	Non- adm	Tri- adm
1	1	1	1	Curr	Curr	Curr	Curr	Curr	13,50708	7,853795	0,551536
2	2	1	1	Impr	Curr	Curr	Curr	Curr	13,36739	7,74571	0,483463
3	3	1	1	Curr	Impr	Curr	Curr	Curr	13,46249	7,5302	0,36
4	4	1	1	Impr	Impr	Curr	Curr	Curr	13,46148	7,771477	0,45
5	5	1	1	Curr	Curr	Impr	Curr	Curr	10,42762	7,753834	0,542853
6	6	1	1	Impr	Curr	Impr	Curr	Curr	10,4372	7,684206	0,450838
7	7	1	1	Curr	Impr	Impr	Curr	Curr	10,17245	7,469609	0,32
8	8	1	1	Impr	Impr	Impr	Curr	Curr	10,43787	7,703742	0,44
9	9	1	1	Curr	Curr	Curr	Impr	Curr	12,49106	6,914193	0,431565
10	10	1	1	Impr	Curr	Curr	Impr	Curr	12,69139	7,01201	0,460512
11	11	1	1	Curr	Impr	Curr	Impr	Curr	12,37263	6,819705	0,35
12	12	1	1	Impr	Impr	Curr	Impr	Curr	12,51031	7,015012	0,39
13	13	1	1	Curr	Curr	Impr	Impr	Curr	9,800685	7,371371	0,651006
14	14	1	1	Impr	Curr	Impr	Impr	Curr	9,656091	7,144668	0,532491
15	15	1	1	Curr	Impr	Impr	Impr	Curr	9,601424	7,093949	0,44
16	16	1	1	Impr	Impr	Impr	Impr	Curr	9,652335	7,181801	0,5
17	17	1	1	Curr	Curr	Curr	Curr	Impr	11,472	6,153511	0,179673
18	18	1	1	Impr	Curr	Curr	Curr	Impr	11,74861	6,239298	0,202922
19	19	1	1	Curr	Impr	Curr	Curr	Impr	11,40314	6,062043	0,13
20	20	1	1	Impr	Impr	Curr	Curr	Impr	11,61666	6,21928	0,15
21	21	1	1	Curr	Curr	Impr	Curr	Impr	9,231739	6,251308	0,227271
22	22	1	1	Impr	Curr	Impr	Curr	Impr	9,318235	6,371309	0,268274
23	23	1	1	Curr	Impr	Impr	Curr	Impr	9,05981	6,179418	0,14
24	24	1	1	Impr	Impr	Impr	Curr	Impr	9,502031	6,405575	0,21
25	25	1	1	Curr	Curr	Curr	Impr	Impr	10,93842	5,653634	0,228286
26	26	1	1	Impr	Curr	Curr	Impr	Impr	10,83808	5,698388	0,207183
27	27	1	1	Curr	Impr	Curr	Impr	Impr	10,73384	5,551163	0,12
28	28	1	1	Impr	Impr	Curr	Impr	Impr	10,80379	5,64572	0,14
29	29	1	1	Curr	Curr	Impr	Impr	Impr	8,092221	5,557649	0,171768
30	30	1	1	Impr	Curr	Impr	Impr	Impr	8,374912	5,709315	0,21042
31	31	1	1	Curr	Impr	Impr	Impr	Impr	8,270195	5,664578	0,13
32	32	1	1	Impr	Impr	Impr	Impr	Impr	8,145936	5,581697	0,13
33	33	1	1	Curr	Curr	Curr	Curr	Curr	13,28491	7,772695	0,494527
34	34	1	1	Impr	Curr	Curr	Curr	Curr	13,20067	7,661752	0,479546
35	35	1	1	Curr	Impr	Curr	Curr	Curr	13,3918	7,606097	0,41
36	36	1	1	Impr	Impr	Curr	Curr	Curr	13,34816	7,616809	0,39
37	37	1	1	Curr	Curr	Impr	Curr	Curr	10,58143	7,943346	0,58837
38	38	1	1	Impr	Curr	Impr	Curr	Curr	10,23219	7,555738	0,433285
39	39	1	1	Curr	Impr	Impr	Curr	Curr	10,27286	7,532599	0,36
40	40	1	1	Impr	Impr	Impr	Curr	Curr	10,63067	7,870459	0,42
41	41	1	1	Curr	Curr	Curr	Impr	Curr	12,36776	7,043705	0,495019
42	42	1	1	Impr	Curr	Curr	Impr	Curr	12,56375	6,986413	0,450406
43	43	1	1	Curr	Impr	Curr	Impr	Curr	12,45173	6,979349	0,39
44	44	1	1	Impr	Impr	Curr	Impr	Curr	12,57279	7,047057	0,42
45	45	1	1	Curr	Curr	Impr	Impr	Curr	9,458336	7,031383	0,505984
46	46	1	1	Impr	Curr	Impr	Impr	Curr	9,39983	7,001113	0,439824
47	47	1	1	Curr	Impr	Impr	Impr	Curr	9,426606	6,870705	0,36
48	48	1	1	Impr	Impr	Impr	Impr	Curr	9,386165	6,920772	0,39
49	49	1	1	Curr	Curr	Curr	Curr	Impr	11,68946	6,233317	0,196612
50	50	1	1	Impr	Curr	Curr	Curr	Impr	11,52845	6,164373	0,181375
51	51	1	1	Curr	Impr	Curr	Curr	Impr	11,79724	6,355611	0,18
52	52	1	1	Impr	Impr	Curr	Curr	Impr	11,6877	6,182189	0,15
53	53	1	1	Curr	Curr	Impr	Curr	Impr	9,174563	6,229512	0,179977
54	54	1	1	Impr	Curr	Impr	Curr	Impr	9,069537	6,124977	0,173677
55	55	1	1	Curr	Impr	Impr	Curr	Impr	9,11214	6,21435	0,15
56	56	1	1	Impr	Impr	Impr	Curr	Impr	9,135155	6,155607	0,13
57	57	1	1	Curr	Curr	Curr	Impr	Impr	10,63003	5,608698	0,201245
58	58	1	1	Impr	Curr	Curr	Impr	Impr	10,72596	5,613077	0,183383
59	59	1	1	Curr	Impr	Curr	Impr	Impr	10,62384	5,562519	0,14
60	60	1	1	Impr	Impr	Curr	Impr	Impr	11,0346	5,780487	0,19
61	61	1	1	Curr	Curr	Impr	Impr	Impr	8,203238	5,617592	0,194839
62	62	1	1	Impr	Curr	Impr	Impr	Impr	8,425128	5,786742	0,241827
63	63	1	1	Curr	Impr	Impr	Impr	Impr	8,07818	5,520728	0,12

6.3.1 Temps de passage des patients admis

Selon le tableau 6.3 et à la suite de l'analyse de la variance du temps moyen de passage des patients admis, les variables significatives sont le temps d'attente pour admission ($p = 0,000$), les durées d'obtention des résultats du laboratoire ($p = 0,000$) et le *Fast Track* externe ($p = 0,000$) et contribuent à la diminution de la durée de séjour de 0,882 heure, 2,729 heures et 1,498 heures. À $p = 0,056$, le nouvel horaire du 3^e médecin peut être considéré comme une variable significative si l'on considère $\alpha = 0,1$. Ici, ce nouvel horaire ne contribue pas à réduire la DMS des patients admis et l'augmentation est de 0,067 heure.

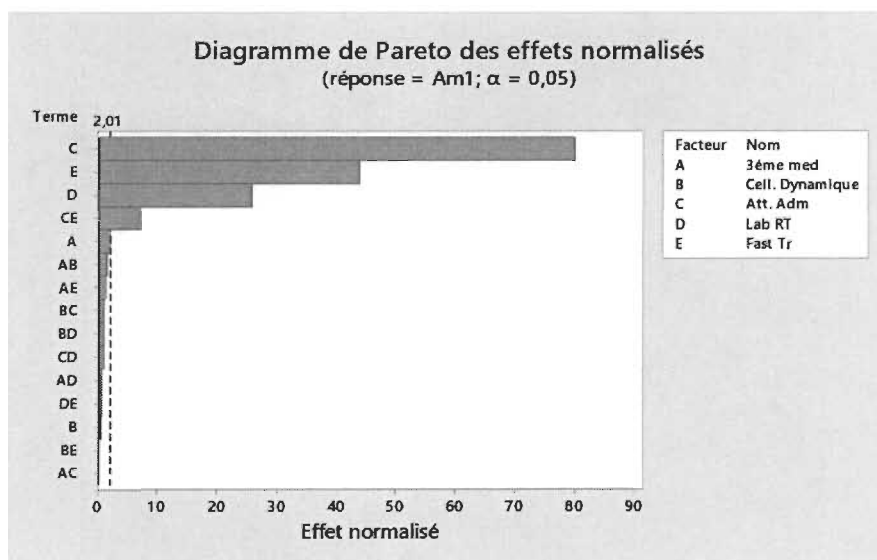
Dans ce cas aussi, l'analyse de la variance montre une interaction non favorable entre les variables attente pour admission et le *Fast Track* ($p = 0,000$).

Tableau 6.3. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients admis

Analyse de variance					
Source	DL	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur de p
Modèle	15	168,658	11,244	604,82	0,000
Linéaires	5	167,626	33,525	1803,36	0,000
3 ^e med	1	0,071	0,071	3,83	0,056
Cell. Dynamique	1	0,005	0,005	0,26	0,610
Att. Adm	1	119,186	119,186	6411,17	0,000
Lab RT	1	12,451	12,451	669,76	0,000
Fast Tr	1	35,913	35,913	1931,79	0,000
Interactions à deux facteur(s)	10	1,032	0,103	5,55	0,000
3 ^e med*Cell. Dynamique	1	0,044	0,044	2,37	0,130
3 ^e med*Att. Adm	1	0,000	0,000	0,00	0,978
3 ^e med*Lab RT	1	0,009	0,009	0,50	0,482
3 ^e med*Fast Tr	1	0,022	0,022	1,17	0,285
Cell. Dynamique*Att. Adm	1	0,016	0,016	0,86	0,357
Cell. Dynamique*Lab RT	1	0,016	0,016	0,84	0,364
Cell. Dynamique*Fast Tr	1	0,000	0,000	0,00	0,948
Att. Adm*Lab RT	1	0,015	0,015	0,83	0,366
Att. Adm*Fast Tr	1	0,904	0,904	48,62	0,000
Lab RT*Fast Tr	1	0,006	0,006	0,30	0,583
Erreur	48	0,892	0,019		
Inadéquation de l'ajustement	16	0,282	0,018	0,92	0,554
Erreur pure	32	0,611	0,019		
Total	63	169,550			

Tableau 6.3. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients admis (suite)

Récapitulatif du modèle						
S	R carré	R carré (ajust)	R carré (prév)			
0,136347	99,47 %	99,31 %	99,06 %			
Coefficients codés						
Terme	Effet	Coeff	Coef ErT	Valeur de T	Valeur de p	FIV
Constante		10,7078	0,0170	628,27	0,000	
3 ^e med	0,0667	0,0334	0,0170	1,96	0,056	1,00
Cell. Dynamique	− 0,0175	− 0,0087	0,0170	− 0,51	0,610	1,00
Att. Adm	− 2,7293	− 1,3647	0,0170	− 80,07	0,000	1,00
Lab RT	− 0,8822	− 0,4411	0,0170	− 25,88	0,000	1,00
Fast Tr	− 1,4982	− 0,7491	0,0170	− 43,95	0,000	1,00
3 ^e med*Cell. Dynamique	0,0525	0,0263	0,0170	1,54	0,130	1,00
3 ^e med*Att. Adm	− 0,0009	− 0,0005	0,0170	− 0,03	0,978	1,00
3 ^e med*Lab RT	0,0241	0,0121	0,0170	0,71	0,482	1,00
3 ^e med*Fast Tr	0,0369	0,0184	0,0170	1,08	0,285	1,00
Cell. Dynamique*Att. Adm	− 0,0317	− 0,0158	0,0170	− 0,93	0,357	1,00
Cell. Dynamique*Lab RT	− 0,0313	− 0,0156	0,0170	− 0,92	0,364	1,00
Cell. Dynamique*Fast Tr	0,0022	0,0011	0,0170	0,07	0,948	1,00
Att. Adm*Lab RT	− 0,0311	− 0,0155	0,0170	− 0,91	0,366	1,00
Att. Adm*Fast Tr	0,2377	0,1188	0,0170	6,97	0,000	1,00
Lab RT*Fast Tr	− 0,0188	− 0,0094	0,0170	− 0,55	0,583	1,00



Graphique 6.1. Effet des variables sur le temps de passage des patients admis

6.2.2 Temps de passage des patients non admis

L'analyse de la variance des temps de passage des patients non admis (voir tableau 6.4), montre que se sont le *Fast Track* externe ($p = 0,000$), la durée d'obtention des analyses des laboratoires ($p = 0,000$) et le principe de cellules dynamiques appliqués aux salles d'examen ($p = 0,042$) qui contribuent significativement à la réduction des durées moyennes de séjours des patients non admis. Les réductions des durées moyennes de DMS sont respectivement 1,432 heures, 0,626 heure et 0,056 heure.

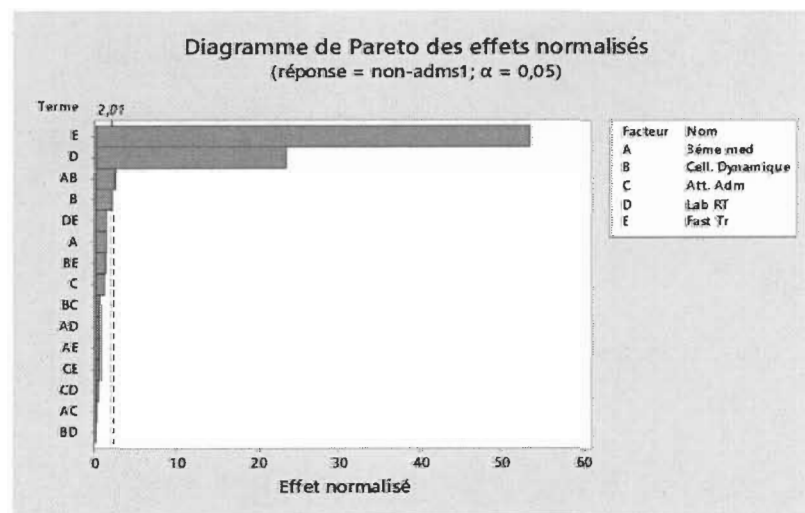
L'analyse de la variance montre une interaction entre le changement d'horaire du 3^e médecin et l'application des cellules dynamiques aux salles d'examen ($p = 0,015$). Cette interaction n'est pas favorable à la diminution de la DMS.

Tableau 6.4. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients non admis

Analyse de variance					
Source	DL	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur de p
Modèle	15	39,3011	2,6201	228,77	0,000
Linéaires	5	39,1630	7,8326	683,91	0,000
3 ^e med	1	0,0220	0,0220	1,92	0,172
Cell. Dynamique	1	0,0498	0,0498	4,35	0,042
Att. Adm	1	0,0154	0,0154	1,34	0,252
Lab RT	1	6,2726	6,2726	547,69	0,000
Fast Tr	1	32,8031	32,8031	2864,21	0,000
Interactions à deux facteur(s)	10	0,1381	0,0138	1,21	0,311
3 ^e med*Cell. Dynamique	1	0,0734	0,0734	6,41	0,015
3 ^e med*Att. Adm	1	0,0007	0,0007	0,06	0,807
3 ^e med*Lab RT	1	0,0043	0,0043	0,38	0,543
3 ^e med*Fast Tr	1	0,0043	0,0043	0,37	0,544
Cell. Dynamique*Att. Adm	1	0,0050	0,0050	0,44	0,512
Cell. Dynamique*Lab RT	1	0,0001	0,0001	0,00	0,946
Cell. Dynamique*Fast Tr	1	0,0192	0,0192	1,67	0,202
Att. Adm*Lab RT	1	0,0030	0,0030	0,26	0,611
Att. Adm*Fast Tr	1	0,0041	0,0041	0,36	0,551
Lab RT*Fast Tr	1	0,0241	0,0241	2,10	0,154
Erreur	48	0,5497	0,0115		
Inadéquation de l'ajustement	16	0,1957	0,0122	1,11	0,390
Erreur pure	32	0,3540	0,0111		
Total	63	39,8509			

Tableau 6.4. Analyse de la variance des temps de séjour pour patients non-admis (suite)

Récapitulatif du modèle						
S	R carré	R carré (ajust)	R carré (prév)			
0,107018	98,62 %	98,19 %	97,55 %			
Coefficients codés						
Terme	Effet	Coef	Coef ErT	Valeur de T	Valeur de p	FIV
Constante		6,6436	0,0134	496,64	0,000	
3 ^e med	0,0371	0,0185	0,0134	1,39	0,172	1,00
Cell. Dynamique	− 0,0558	− 0,0279	0,0134	− 2,09	0,042	1,00
Att. Adm	0,0310	0,0155	0,0134	1,16	0,252	1,00
Lab RT	− 0,6261	− 0,3131	0,0134	− 23,40	0,000	1,00
Fast Tr	− 1,4319	− 0,7159	0,0134	− 53,52	0,000	1,00
3 ^e med*Cell. Dynamique	0,0677	0,0339	0,0134	2,53	0,015	1,00
3 ^e med*Att. Adm	− 0,0066	− 0,0033	0,0134	− 0,25	0,807	1,00
3 ^e med*Lab RT	0,0164	0,0082	0,0134	0,61	0,543	1,00
3 ^e med*Fast Tr	0,0163	0,0082	0,0134	0,61	0,544	1,00
Cell. Dynamique*Att. Adm	− 0,0177	− 0,0088	0,0134	− 0,66	0,512	1,00
Cell. Dynamique*Lab RT	− 0,0018	− 0,0009	0,0134	− 0,07	0,946	1,00
Cell. Dynamique*Fast Tr	0,0346	0,0173	0,0134	1,29	0,202	1,00
Att. Adm*Lab RT	0,0137	0,0068	0,0134	0,51	0,611	1,00
Att. Adm*Fast Tr	− 0,0161	− 0,0080	0,0134	− 0,60	0,551	1,00
Lab RT*Fast Tr	0,0388	0,0194	0,0134	1,45	0,154	1,00



Graphique 6.2. Effet des variables sur le temps de passage des patients non admis

6.3.3 Temps d'attente triage – 1^{er} examen

Selon le tableau 6.4, l'analyse de la variance montre que seules les variables (cellules dynamiques) ($p = 0,000$) et (*Fast Track* externe) ($p = 0,000$) sont des variables significatives pour le temps d'attente entre le triage et le premier examen, avec des améliorations respectives de cet indicateur de 0,078 heure et 0,274 heure. Les résultats obtenus pour la variable « cellules dynamiques » peuvent être expliqués par l'augmentation du taux d'utilisation des salles d'examen. Pour le mode de fonctionnement selon le *Fast Track*, le résultat obtenu est une conséquence d'une meilleure disponibilité des ressources à répondre aux demandes de soins, puisque les patients de catégories 4 et 5 seront orientés vers des cliniques médicales externes.

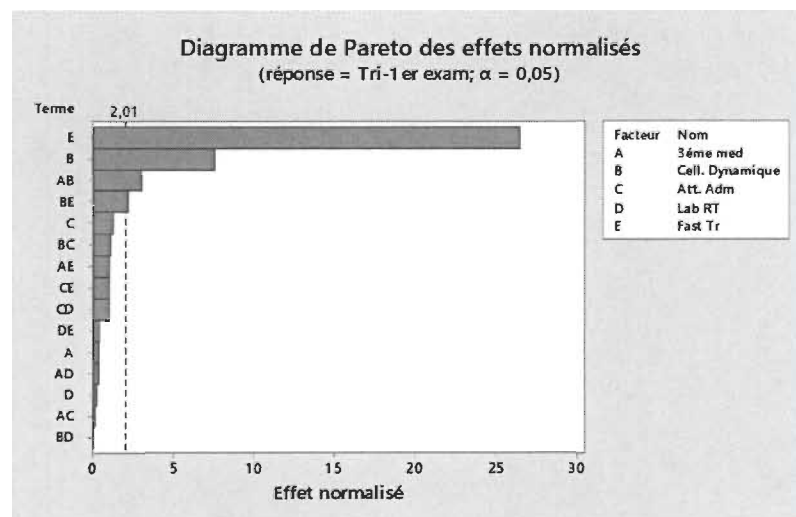
L'analyse de la variance montre aussi deux interactions entre les variables (3^e médecin, cellules dynamiques) et (cellules dynamiques, *Fast Tracking*). Ces deux interactions contribuent à augmenter cet indicateur.

Tableau 6.5. Analyse de la variance des temps entre triage et 1^{er} examen

Analyse de variance					
Source	DL	SomCar ajust	CM ajust	Valeur F	Valeur de p
Modèle	15	1,33599	0,08907	52,09	0,000
Linéaires	5	1,30564	0,26113	152,72	0,000
3 ^e med	1	0,00015	0,00015	0,09	0,766
Cell. Dynamique	1	0,09765	0,09765	57,11	0,000
Att. Adm	1	0,00257	0,00257	1,50	0,226
Lab RT	1	0,00007	0,00007	0,04	0,837
Fast Tr	1	1,20519	1,20519	704,86	0,000
Interactions à deux facteur(s)	10	0,03035	0,00304	1,78	0,091
3 ^e med*Cell. Dynamique	1	0,01504	0,01504	8,80	0,005
3 ^e med*Att. Adm	1	0,00003	0,00003	0,02	0,900
3 ^e med*Lab RT	1	0,00014	0,00014	0,08	0,778
3 ^e med*Fast Tr	1	0,00181	0,00181	1,06	0,309
Cell. Dynamique*Att. Adm	1	0,00209	0,00209	1,22	0,275
Cell. Dynamique*Lab RT	1	0,00000	0,00000	0,00	0,972
Cell. Dynamique*Fast Tr	1	0,00771	0,00771	4,51	0,039
Att. Adm*Lab RT	1	0,00156	0,00156	0,91	0,345
Att. Adm*Fast Tr	1	0,00171	0,00171	1,00	0,322
Lab RT*Fast Tr	1	0,00028	0,00028	0,16	0,689
Erreur	48	0,08207	0,00171		
Inadéquation de l'ajustement	16	0,03440	0,00215	1,44	0,184
Erreur pure	32	0,04767	0,00149		
Total	63	1,41806			

Tableau 6.5. Analyse de la variance des temps entre triage et 1^{er} examen (suite)

Récapitulatif du modèle						
S	R carré	R carré (ajust)	R carré (prév)			
0,0413500	94,21%	92,40%	89,71 %			
Coefficients codés						
Terme	Effet	Coef	Coef ErT	Valeur de T	Valeur de p	FIV
Constante		0,31219	0,00517	60,40	0,000	
3° med	0,00309	0,00155	0,00517	0,30	0,766	1,00
Cell. Dynamique	− 0,07812	− 0,03906	0,00517	− 7,56	0,000	1,00
Att. Adm	0,01267	0,00634	0,00517	1,23	0,226	1,00
Lab RT	− 0,00214	− 0,00107	0,00517	− 0,21	0,837	1,00
Fast Tr	− 0,27445	− 0,13723	0,00517	− 26,55	0,000	1,00
3° med*Cell. Dynamique	0,03066	0,01533	0,00517	2,97	0,005	1,00
3° med*Att. Adm	− 0,00130	− 0,00065	0,00517	− 0,13	0,900	1,00
3° med*Lab RT	0,00293	0,00147	0,00517	0,28	0,778	1,00
3° med*Fast Tr	0,01062	0,00531	0,00517	1,03	0,309	1,00
Cell. Dynamique*Att. Adm	− 0,01142	− 0,00571	0,00517	− 1,10	0,275	1,00
Cell. Dynamique*Lab RT	− 0,00036	− 0,00018	0,00517	− 0,03	0,972	1,00
Cell. Dynamique*Fast Tr	0,02195	0,01098	0,00517	2,12	0,039	1,00
Att. Adm*Lab RT	0,00986	0,00493	0,00517	0,95	0,345	1,00
Att. Adm*Fast Tr	− 0,01033	− 0,00517	0,00517	− 1,00	0,322	1,00
Lab RT*Fast Tr	− 0,00416	− 0,00208	0,00517	− 0,40	0,689	1,00

Graphique 6.3. Effet des variables sur le temps (triage – 1^{er} examen)

6.3 Conclusion

Dans ce chapitre, un modèle simulateur du département d'urgence du CHUS Fleurimont est développé pour l'étude des effets de l'implantation de scénarios d'amélioration sur trois indicateurs de performance. Les scénarios d'amélioration ont été sélectionnés selon la méthode DELPHI par un comité de projet.

La principale contribution de ce chapitre est l'exploration de l'amélioration apportée par l'application du principe des cellules dynamiques aux salles d'examen. Les résultats montrent qu'un tel changement permet de réduire le temps d'attente entre le triage et le premier examen. Ce résultat est similaire aux résultats obtenus dans le cas des PME, où le principe des cellules dynamiques offre plus de flexibilité pour ces dernières et améliore leur efficacité et leur efficience.

L'application de l'analyse de la variance aux résultats obtenus de la simulation montre que l'horaire actuel du 3^e médecin est bien choisi. Le changement d'horaire de médecin a contribué négativement à réduire les trois indicateurs de performance considérés dans ce chapitre.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Il est vital pour tout organisme qui offre un produit, bien ou service, de développer sa technique de gestion optimisant l'exploitation de ses ressources et améliore la satisfaction de ses clients. Bien que l'hôpital et en particulier son département d'urgence, ne rentre pas dans un cadre de compétitivité, améliorer la performance est devenu aujourd'hui une nécessité dans une optique de contrôle et maîtrise des coûts. Plusieurs travaux et études offrent de nouvelles perspectives de gestion des hôpitaux et des approches modernes des processus de soins tout en tenant compte de leurs caractères complexes.

Ce raisonnement a guidé la formulation de la problématique de cette thèse. L'objectif était de proposer, en premier lieu, un modèle de prévision des demandes de soins, à moyen et court termes et, en deuxième lieu, la mise en œuvre de scénarios d'amélioration via la modélisation simulatoire et qui tient compte de la représentation systémique du département d'urgence et de l'hôpital.

Cet ouvrage propose plusieurs contributions dont le but est de réduire le temps de passage des patients au département d'urgence. Le développement de modèles de prévision des visites et d'admission à moyen et court termes selon un certain regroupement des patients est une première contribution de ce travail. La deuxième contribution est l'implantation de plusieurs idées d'amélioration qui découlent de réunions selon les techniques DELPHI avec un comité de projet multidisciplinaire. Une analyse de l'effet du concept des cellules dynamiques appliqué aux salles d'examens et du *Fast Track* externe sur des indicateurs de performance du département d'urgence a été réalisée. Cette analyse a utilisé la modélisation simulatoire conjointement à des plans d'expériences.

La première contribution est décrite au chapitre 3 du présent document et porte sur la modélisation du volume des demandes de soins, trois techniques ont été déployées pour

modéliser le nombre de patients de chaque catégorie majeure de diagnostique visitant l'urgence, à savoir la régression linéaire, SARIMA univariée et SARIMA multivariée (SARIMAX). Pour la majorité des CMDs, c'est SARIMA multivariée (SARIMAX) qui offrait le meilleur résultat avec des Moyennes d'Erreurs Relatives Absolues (MERA) les plus faibles. L'utilisation de ces différentes techniques de modélisation met en évidence la différence du niveau d'adaptabilité des modèles à décrire les séries chronologiques. L'étude ressort aussi le caractère saisonnier des nombres de visites aux urgences par groupe de patients.

La modélisation par Catégorie Majeure de Diagnostique des nombres de visites aux urgences offre l'avantage d'offrir des quantités inductrices de coûts et ressources, ainsi, les gestionnaires peuvent mieux planifier les ressources nécessaires et mieux répondre à la demande. Cette modélisation par CMD n'a pas affecté la qualité du modèle pour estimer le nombre total de visites.

Dans la deuxième partie du chapitre 3, un modèle d'estimation du nombre de patients admis est établi. Le nombre de patients admis est une source d'information très recherchée par les gestionnaires en sachant que 60 % des patients hospitalisés viennent du département d'urgence. En étant réparti par CMD, ce modèle permet d'être plus précis dans le calcul des ressources nécessaires aussi bien pour le département d'urgence que pour les départements d'hospitalisation. Une bonne planification des ressources nécessaires à l'hospitalisation aura un effet positif sur le processus d'admission du département d'urgence, identifié souvent comme goulot d'étranglement de tout le processus de l'urgence.

Le nombre de patients admis n'était pas modélisé comme une série chronologique comme a fait quelques auteurs (Abraham *et al.*, 2009) mais comme un produit de séries Chronologiques N_{kt} , le nombre de visites de patients de CMD k durant la période t , et des

$\text{ratio}\tau_k$; taux d'admission, dont ces derniers sont des variables stochastiques indépendantes de t on a montré que ces variables s'identifient bien à des lois gaussiennes.

La deuxième contribution est décrite au chapitre 4 et consiste dans le développement d'une nomenclature stochastique pour identifier le besoin de lits d'hospitalisation et le besoin d'une consultation. C'est à cette étape que le concept de nomenclature stochastique a pris naissance. Ce travail tente à répondre si des variables indépendantes peuvent être associées dans un modèle et expliquer le besoin de quelques ressources telles que les lits d'hospitalisation ou encore les consultations par les médecins spécialistes. Les deux variables considérées dans ce travail sont limitées aux groupes d'âge et aux niveaux de triage. Cette fonction pourra ainsi fournir de l'information aux différents intervenants pour mieux s'organiser. Bien que les variables soient aléatoires, l'objet d'un tel modèle est d'offrir une meilleure visibilité pour les départements en amont du département d'urgence et ce, pour améliorer la réactivité et stimuler d'avantage l'intelligence collective. Dans le cas des besoins de lits d'hospitalisation, 6 groupes sur 14 offraient des modèles de régression logistique binaire avec des coefficients de détermination supérieurs à 70 %. Pour le besoin de consultation, le résultat était meilleur avec 8 groupes sur 14 avaient des modèles avec des coefficients de détermination supérieurs à 70 %.

L'efficacité de cette fonction vectorielle des nomenclatures stochastiques peut être améliorée d'avantage si on fournit plus d'information sur le patient dès le triage; ceci pourrait être un champ intéressant pour des futurs travaux.

La troisième contribution est décrite dans les chapitres 5 et 6 et combine la simulation et des plans d'expérimentation de scénarios d'amélioration sélectionnés selon la méthode DELPHI. Il permet d'offrir aux gestionnaires une meilleure visibilité de l'effet des changements sur des indicateurs de performance. Cette visibilité les oriente à prioriser les projets d'amélioration et rendre optimal les investissements à encourir. Ce travail met en

évidence le caractère unique de chaque département d'urgence puisque des idées, bien que mentionnées dans la littérature comme une amélioration, dans notre cas n'étaient pas des variables significatives.

Pour conclure, ce travail montre que des techniques de gestion et d'ingénierie telles que la modélisation des prévisions de demandes et la modélisation pour la simulation peuvent être appliquées pour la gestion et l'amélioration des processus des soins dans les hôpitaux et en particulier, les départements d'urgence. Néanmoins, ces techniques doivent respecter le caractère unique des processus de soins qui ne sont pas toujours assimilables aux processus d'entreprises.

Perspectives de recherche

Ce travail ouvre la porte à de nouvelles perspectives de recherche dont l'objet est d'améliorer les modèles et la qualité des résultats obtenus et de généraliser les approches proposées.

Ce travail est présenté sous forme d'études de cas qui met en œuvre des méthodologies proposées. Le territoire d'application dans ce travail est la région de Sherbrooke qui a ses propres caractéristiques (climatique, démographique, socio-économique, etc.). En vue de généraliser la méthodologie, des travaux pourront avoir lieu dont le but est d'explorer les résultats obtenus pour différents territoires avec des caractéristiques territoriales différentes.

Le deuxième point est l'amélioration de la nomenclature stochastique pour améliorer son efficacité. Améliorer l'efficacité de cette dernière permet de prédire d'une manière plus précise, dès le triage, les ressources nécessaires pour répondre aux soins nécessaires pour chaque patient.

Pour finir, les modèles de simulation proposés ne tiennent pas compte de la corrélation qui pourrait exister entre le nombre des patients qui quittent le département d'urgence sans être vus par un médecin et le temps d'attente. Des travaux pourront étudier cette corrélation et la quantifier pour améliorer des modèles de simulation tels que proposés dans cet ouvrage.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- Abraham, G., Byrnes, G.B., & Bain, C.A. (2009). Short-term forecasting of emergency impatient flow. *IEEE Transactions of Information Technology in Biomedicine*, 13(3), 380-388.
- ACCA, NHS & European Commission (2010). *Collaboration and Communication Technology at the Heart of Hospital Transformation*. ACCA, Nottingham University Hospitals Trust and the European Commission Information Society Directorate, mars.
- Ahmed, M.A. & Alkhamis, T.M. (2009). Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. *European Journal of Operational Research*, 198(3), 936-942.
- Ahmad, N., Ghani, N.A., Abdulbasah Kamil, A., & Mat Tahar, R. (2012). Emergency department problems: A call for hybrid simulation. *Proceedings of the World Congress on Engineering 2012* (Vol. III). Londres, 4-6 juillet.
- Aik Tan, B., Gubaras, A., & Phojanamongkolkij, N. (2002). Simulation Study of Dreyer Urgen Care Facility. *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference*.
- Alavi-Moghaddam, M., Forouzanfar, R., Alamdari, S., Shahrami, A., Kariman, H., Amini, A., Pourbabaee, S., & Shirvani, A. (2012). Application of queuing analytic theory to decrease waiting times in emergency department: Does it make sense? *Archives of Trauma Research*, 1(3), 101-107.
- Alvarez, G., & Coiera, E. (2005). Interruptive communication patterns in the intensive care unit ward round. *International Journal of Medical Informatics*, 74(10), 791-796.
- Andersen, A.S., & Laake, P.A. (1987). A model for physician utilization within 2 weeks. Analysis of Norwegian data. *Medical Care*, 25(4), 300-310.

- Aroua, A., & Abdul-Nour, G. (2015). Forecast emergency room visits – a Major diagnostic categories based approach. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 6(2).
- Asch, S.M., McGlynn, E.A., Hogan, M.M., Hayward, R.A., Shekelle, P., & Rubenstein, L. (2004). Comparison of quality of care for patients in the Veterans Health Administration and patients in a national sample. *Annals of Internal Medicine*, 141(12), 938-945.
- Ash, J.S., Gorman, P.N., Seshadri, V., & Hersh, W.R. (2004). Computerized physician order entry in U.S. hospitals: Results of a 2002 survey. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 11(2), 95-99.
- Asplin, B.R., Magid, D.J., Rhodes, K.V., Solberg, L.I., Lurie, N., & Camargo Jr., C.A. (2003). A conceptual model of emergency department crowding. *Annals of Emergency Medicine*, 42(2), 173-180.
- Association québécoise d'établissements de santé et de services sociaux (2006). *Guide de gestion de l'urgence*. Ministère de la Santé et des Services sociaux.
- Audet, A.M., Doty, M.M., Peugh, J., Shamasdin, J., Zapert, K. & Schoenbaum, S. (2004). Information technologies: When will they make it into physicians' black bags? *Medscape General Medicine*, 6(4).
- Auyang, S.Y. (1999). Foundation of complex-system theories: in economics, evolutionnary biology and statistical physics. Cambridge University Press.
- Bankart, M.J.G., Baker, R., Rashid, A., Habiba, M., Banerjee, J., Hsu, R. Conroy, S., Agarwal, S., & Wilson, A. (2011). Characteristics of general practices associated with emergency admission rates to hospital: A cross-sectional study. *Emergency Medicine Journal*, 28(7), 558-563.
- Baugh, C.W., Venkatesh, A.K., & Bohan, J.S. (2011). Emergency department observation units: A clinical and financial benefit for hospitals. *Health Care Manage Review*, 36(1), 28-37

- Baumlin, K.M., Shapiro, J.S., Weiner, C., Gottlieb, B., Chawla, N., Richardson, L.D. (2010). Clinical information system and process redesign improves emergency department efficiency. *Joint Commission Journal on Quality and Patient Safety*, 36(4), 179-185.
- Bar-Yam, Y. (2006). Improving the effectiveness of health care and public health: A multiscale complex systems analysis. *American Journal of Public Health*.
- Bayraktar, E., Jothishankar, M.C., Tatoglu, E., & Wu, T. (2007). Evolution of operations management: Past, present and future. *Management Research News*, 30(11), 843-871.
- Beaulieu, H., Ferland, J.A., Gendron, B., & Michelon, P. (2000). A mathematical programming approach for scheduling physicians in the emergency room. *Health Care Management Science*, 3(3), 193-200.
- Bellman, R. (1957). *Dynamic programming*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Bernard, J., Morzuch, P., & Allen, G. (2006). Forecasting hospital emergency department arrivals. 26th Annual Symposium on Forecasting Santander, Espagne. 11-14 juin.
- Bonalumi, N. (2012). *Kiosk Technology Improves Emergency Department Processes*. Blue Jay Consulting, LLC.
- Boyle, J., Jessup, M., Crilly, J., Green, D., Lind, J., Wallis, M., Miller, P., & Fitzgerald, G. (2011). Predicting emergency department admissions. *Emergency Medicine Journal*, 29(5), 358-365.
- Box, G.E.P., & Jenkins, G.M. (1970). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. San Francisco, Holden-Day.
- Brixey, J.J., Robinson, D.J., Tang, Z., Johnson, T.R., Turley, J.P., & Zhang, J. (2005). Interruptions in workflow for RNs in a level one trauma center. *AMIA Annual Symposium Proceedings Archive Proceedings*, Washington, DC.
- Broyles, J.R., & Cochran, J.K. (2011). A queuing-base statistical approximation of hospital emergency department boarding. *Proceedings of the 41st International*

- Conference on Computers & Industrial Engineering* (pp. 122-127). Los Angeles, CA.
- Burt, C.W., & McCaig, L.F. (2006). Staffing, capacity, and ambulance diversion in emergency departments: United States, 2003-04. *Advance Data*, (376), 1-23.
- Cameron, A., Rodgers, K., Ireland, A., Jamdar, R., & McKay, G.A. (2013). A simple tool to predict admission at the time of triage. *Emergency Medicine Journal*, 32(3), 174-179.
- Canadian Institute of Health Information – CIHI (2007). *Understanding Emergency Department Wait Times: Access to Inpatient Beds and Patient Flow*. Canadian Institute for Health Information.
- Canadian Institute for Health Information – CIHI (2007). *Understanding Emergency Department Wait Times: How Long Do People Spend in Emergency Departments in Ontario?* Canadian Institute for Health Information.
- Canel, C., Rosen, D., & Anderson, E.A. (2000). Just-in-time is not just for manufacturing: A service perspective. *Industrial Management & Data Systems*, 100(2), 51-60.
- Champion, R., Kinsman, L.D., Lee, G.A., Masman, K.A., May, E.A., Mills, T.M., Taylor, M.D., Thomas, P.R., & Williams, R.J. (2007). Forecasting emergency department presentations. *Australian Health Review*, 31(1), 83-90.
- Chan, T.C., Killeen, J.P., Kelly, D., & Guss, D.A. (2005). Impact of rapid entry and accelerated care at triage on reducing emergency department patient wait times, lengths of stay, and rate of left without being seen. *Annals of Emergency Medicine*, 46(6), 491-497.
- Chassin, M.R., & Galvin, R.W. (1998). *The Urgent Need to Improve Health Care Quality*. Institute of medicine national roundtable on health care quality.
- Chen, C.-F., Ho, W.-H., Chou, H.-Y., Yang, S.-M., Chen, I.-T., & Shi, H.-Y. (2011). Long-term prediction of emergency department revenue and visitor volume using autoregressive integrated moving average model. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2011.

- Chetouane, F., Barker, K., & Viacaba Oropeza, A.S. (2012). Sensitivity analysis for simulation-based decision making: Application to a hospital emergency service design. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 20(1), 99-111.
- Chinbat, U., & Takakuwa, S. (2008). Using operation process simulation for a Six Sigma project of mining and iron production factory. Dans S.J. Mason, R.R. Hill, L. Mönch, O. Rose, T. Jefferson et J.W. Fowler (dir.), *Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference* (2431-2438). Piscataway, New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.
- Choi, Y.F., Wong, T.W., & Lau, C.C. (2006). Triage rapid initial assessment by doctor (TRIAD) improves waiting time and processing time of the emergency department. *Emergency Medicine Journal*, 23(4), 262-265.
- Cochran, J.K., & Roche, K.T. (2009). A multi-class queuing network analysis methodology for improving hospital emergency department performance. *Computers & Operations Research*, 36(5), 1497-1512.
- Commissaire à la santé et au bien-être (2014). *Les urgences au Québec : évolution de 2003-2004 à 2012-2013*. Bibliothèque et Archives nationales du Québec.
- Connelly, L.G., & Bair, A.E. (2004). Discrete event simulation of emergency department activity: A platform for system-level operations research. *Academic Emergency Medicine*, 11(11), 1177-1185.
- Considine, J., Kropman, M., Kelly, E., & Winter, C. (2008). Effect of emergency department fast tracking of emergency department length of stay: A case-control study. *Emergency Medicine Journal*, 25(12), 815-819.
- Cooke, M.W., Wilson, S., & Pearson, S. (2002). The effect of a separate stream for minor injuries on accident and emergency department waiting times. *Emergency Medicine Journal*, 19(1), 28-30.
- Clancy, T.R., & Delaney, C.W. (2005). Complex nursing systems. *Journal of Nursing Management*, 13(3), 192-201.
- Clément, J.-M. (1993). L'hôpital, une rupture conceptuelle. *Revue Sociologie-Santé*, 8.

- Coiera, E. (2006). Communication systems in healthcare. *Clin Biochem Rev*, 27(2), 89-98.
- Cruess, R.L., & Cruess, S.R. (2015). *La profession médicale : vers un nouveau contrat social*. Association médicale du Québec (AMQ).
- Cuyot, J.-C. (1994). Difficulté de communication et hôpital. *Communication et organisation*, 1.
- Dickson, E.W., Anguelov, Z., Vetterick, D., Eller, A., & Singh, S. (2009). Use of lean in the emergency department: A case series of 4 hospitals. *Annals of Emergency Medicine*, 54(4), 504-510.
- Durand, S., Brodeur, J., & Paquet, M.-J. (2007). *Le triage à l'urgence. Lignes directrices*. Ordre des infirmières et infirmiers du Québec, 55 p.
- Eitel, D.R., Rudkin, S.E., Malvey, M.A., Killeen, J.P., & Pines, J.M. (2010). Improving service quality by understanding emergency department flow: A white paper and position statement prepared for the American Academy of Emergency Medicine. *The Journal of Emergency Medicine*, 38(1), 70-79.
- El Haouzi, H., Thomas, A., Klein, T., Belmokhtar, S., & Herrera, C. (2009). Architecture de systèmes contrôlés par la produit pour un environnement de juste-à-temps. *Journal européen des systèmes automatisés*, 43(4-5), 513-535.
- Epstein, A.M., Lee, T.H., & Hamel, M.B. (2004). Paying physicians for high-quality care. *New England Journal of Medicine*, 350(4), 406-410.
- Fayyaz, J., Khursheed, M., Umer Mir, M., & Mehmood, A. (2013). Missing the boat: Odds for the patients who leave ED without being seen. *BMC Emergency Medicine*, 13(1).
- Fernandes, C.M.B., Walker, R., Pricern, A., Marsden, J., & Haley, L. (1997). Root cause analysis of laboratory delays to an emergency department. *The Journal of Emergency Medicine*, 15(5), 735-739.

- Forster, A.J., Stiell, I., Wells, G., Lee, A.J., & Van Walraven, C. (2003). The effect of hospital occupancy on emergency department length of stay and patient disposition. *Academic Emergency Medicine*, 10(2), 127-133.
- Garcia, M.L., Centeno, M.A., Rivera, C., & DeCario, N. (1995). Reducing time in an emergency room via a fast-track. *Proceedings of the 1995 Winter Simulation Conference*.
- Gibson, I., Henderson, S.G., Biller, B., Hsieh, M.-H., & Shortle, J. (2007). An approach to hospital planning and design using discrete event simulation. *Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference*.
- Goodacre, S., & Webster, A. (2005). Who waits longest in the emergency department and who leaves without being seen? *Emergency Medical Journal*, 22(2), 93-96.
- Greene, T.J., & Cleary, C.M. (1985). Is cellular manufacturing right for you?, *Annual International Industrial Engineering Conference Proceedings* (pp. 181-190).
- Green, L.V., Soares, J., Giglio, J.F., & Green, R.A. (2006). Using queueing theory to increase the effectiveness of emergency department provider staffing. *Academic Emergency Medicine*, 13(1), 61-68.
- Grimson, J., Grimson, W., & Hasselbring, W. (2000). The SI challenge in health care. *Communications of the ACM*, 43(6), p. 49-55.
- Grosjean, M., & Lacoste, M. (1999). *Communication et intelligence collective. Le travail à l'hôpital*. Presses universitaires de France.
- Grumbach, K., Keane, D., & Bindman, A. (1993). Primary care and public emergency department overcrowding. *American Journal of Public Health*, 83(3), 372-378.
- Gunther, S., Taub, N., Rogers, S., & Baker, R. (2013). What aspects of primary care predict emergency admission rates? A cross sectional study. *BMC Health Services Research*, 13(11).
- Harper, P.R. (2002). A framework for operational modelling of hospital resources. *Health Care Management Science*, 5(3), 165-173.

- Holland, L.L., Smith, L.L., & Blick, K.E. (2005). Reducing laboratory turnaround time outliers can reduce emergency department patient length of stay: An 11-hospital study. *American Journal of Clinical Pathology*, 124(5), 672-674.
- Holroyd, B.R., Bullard, M.J., Latoszek, K., Gordon, D., Allen, S., Tam, S., Blitz, S., Yoon, P., & Rowe, B.H. (2007). Impact of a triage liaison physician on emergency department overcrowding and throughput: A randomized controlled trial. *Academic Emergency Medicine*, 14(8), 702-708.
- Hoot, N.R., & Aronsky, D. (2008). Systematic review of emergency department crowding: Causes, effects, and solutions. *Annals of Emergency Medicine*, 52(2), 126-136.
- Hoot, N.R., Epstein, S.K., Allen, T.L., Jones, S.S., Baumlín, K.M., Chawla, N., Lee, A.T., Pines, J.M., Klair, A.K., Gordon, B.D., Flottemesch, T.J., LeBlanc, L.J., Jones, I., Levin, S.R., Zhou, C., Gadd, C.S., & Aronsky, D. (2009). Forecasting emergency department crowding: An external multicenter evaluation. *Annals of Emergency Medicine*, 54(4), 514-522.
- Howard, R.A. (1959). *Studies in discrete dynamic programming*. Massachusetts Institute of Technology.
- Iannone, R., Pepe, C., & Riemma, S. (2009). An MRP-based architecture to plan resources and to manage waiting queue in hospital systems. *Proceedings of the Second International Conference on Health Informatics, Healthinf 2009*. Porto, Portugal, 14-17 janvier.
- IBM Corporation (2013). *Data-Driven Healthcare Organizations Use Big Data Analytics for Big Gains*. IBM Software White Paper.
- Innes, A.D., Campion, P.D., & Griffiths, F.E. (2005). Complex consultations and the "edge of chaos". *British Journal of General Practice*, 55(510), 47-52.
- Institut canadien d'information sur la santé – ICIS (2006). *Temps d'attente et soins de santé au Canada : ce que nous savons et ce que nous ignorons*. Institut canadien d'information sur la santé.

- Institut canadien d'information sur la santé – ICIS (2015). *Tendances des dépenses nationales de santé, 1975 à 2015*. Institut canadien d'information sur la santé.
- Institut canadien d'information sur la santé – ICIS (2016). *Les visites à l'urgence 2014-2015*. Institut canadien d'information sur la santé.
- Jones, S.S., Evans, R.S., Allen, T.L., Thomas, A., Haug, P.J., Welch, S.J., & Snow, G.L. (2009). A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department. *Journal of Biomedical Informatics*, 42(1), 123-139.
- Jones, S.S., Thomas, A., Evans, R.S., Welch, S.J., Haug, P.J., & Snow, G.L. (2008). Forecasting daily patient volumes in the emergency department. *Academic Emergency Medicine*, 15(2), 159-170.
- Juan, A., Salazar, A., Alvarez, A., Perez, J.R., Garcia, L., & Corbella, X. (2006). Effectiveness and safety of an emergency department shortstayunit as an alternative to standard inpatient hospitalisation. *Emergency Medicine Journal*, 23(11), 833-837.
- Kam, H.J., Sung, J.O., & Park, R.W. (2010). Prediction of daily patient numbers for a regional emergency medical center using time series analysis. *The Korean Society of Medical Informatics*, 16(3), 158-165.
- Kelen, G.D., Scheulen, J.J., & Hill, P.M. (2001). Effect of an emergency department (ED) managed acute care unit on ED overcrowding and emergency medical services diversion. *Academic Emergency Medicine*, 8(11), 1095-1100.
- Kelly, A.-M., Bryant, M., Cox, L., & Jolley, D. (2007). Improving emergency department efficiency by patient streaming to outcomes-based teams. *Australian Health Review*, 31(1), 16-21.
- Kheirbek, R.E., Beygi, S., Zargoush, M., Alemi, F., Smith, A.W., Fletcher, R.D., Seton, P.N., & Hawkins, B.A. (2015). Causal analysis of emergency department delays. *Quality Management in Health Care*, 24(3), 162-166.

- King, D.L., Ben-Tovim, D.I., & Bassham, J. (2006). Redesigning emergency department patient flows: Application of Lean Thinking to health care. *Emergency Medicine Australasia*, 18(4), 391-397.
- Kolb, E.M.W., Peck, J., Schoening, S., & Lee, T. (2008). Reducing emergency department overcrowding – Five patient buffer concepts in comparison. *2008 Winter Simulation Conference*. Austin, TX, pp. 1516-1525.
- Komashie, A., & Mousavi, A. (2005). Modeling emergency departments using discrete event simulation techniques. *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*.
- Konetzka, R.T., Spector, W., & Limcangco, M.R. (2008). Reducing hospitalizations from long-term care settings. *Medical Care Research and Review*, 65(1), 40-66.
- Kovacs, G., & Croskerry, P. (1999). Clinical decision making: An emergency medicine perspective. *Academic Emergency Medicine*, 6(9), 947-952.
- Kusiak, A., & Heragu, S.S. (1987). Group technology. *Computers in Industry*, 9(2), 83-91.
- Lang, G.S., & Dickie, K.J. (1978). *The practice-oriented medical record*. Germantown, Md, Aspen Systems Corp.
- Lee-Lewandrowski, E., Corboy, D., Lewandrowski, K., Sinclair, J., McDermot, S., Benzer, T.I. (2003). Implementation of a point-of-care satellite laboratory in the emergency department of an academic medical center. Impact on test turnaround time and patient emergency department length of stay. *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 127(4), 456-460.
- Leff, B., Burton, L., Mader, S.L., Naughton, B., Burl, J., Inouye, S.K., Greenough III, W.B., Guido, S., Langston, C., Frick, K.D., Steinwachs, D., & Burton, J.R. (2005). Hospital at home: Feasibility and outcomes of a program to provide hospital-level care at home for acutely ill older patients. *Annals of Internal Medicine*, 143(11), 798-808.

- Lynn, S.G., & Kellermann, A.L. (1991). Critical decision making: Managing the emergency department in an overcrowded hospital. *Annals of Emergency Medicine*, 20(3), 287-292.
- MacDonald, M.A. (2004). From Miasma to Fractals: The epidemiology revolution and public health nursing. *Public Health Nursing*, 21(4), 380-391.
- Mandahawi, N., Al-Shihabi, S., Abdallah, A.A., & Alfarah, Y.M. (2010). Reducing waiting time at an emergency department using design for Six Sigma and discrete event simulation. *International Journal of Six Sigma and Competitive Advantage*, 6(1-2), 91-104.
- Mandin, H., Jones, A., Woloschuk, W., & Harasym, P. (1997). Helping students learn to think like experts when solving clinical problems. *Academic Medicine: Journal of the Association of American Medical Colleges*, 72(3), 173-179.
- Marty, J. (2003). *Organisation qualité et gestion du risque en anesthésie réanimation*. Paris, Masson.
- Mayhew, L., & Smith, D. (2008). Using queuing theory to analyse the government's 4-h completion time target in accident and emergency departments. *Health Care Management Science*, 11(1), 11-21.
- Mazzocato, P., Savage, C., Brommels, M., Aronsson, H., & Thor, J. (2010). Lean thinking in healthcare: A realist review of the literature. *Quality & Safety in Health Care*, 19(5), 376-382.
- McCarthy, M.L., Zeger, S.L., Ding, R., Aronsky, D., Hoot, N.R., & Kelen, G.D. (2008). The challenge of predicting demand for emergency department services. *Academic Emergency Medicine*, 15(4), 337-346.
- McKinley, M. (2014). *How To Improve Hospital Emergency Department Communications*. InformationWeek, tiré de <http://www.informationweek.com/healthcare>.

- Miller, M.J., Ferrin, D.M., & Szymanski, J.M. (2003). Simulating Six Sigma improvement ideas for a hospital emergency department. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux – MSSS (2000). *Guide de gestion de l'unité d'urgence*. Santé et Services sociaux Québec.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux – MSSS (2004). *Cadre normatif – Système d'information de gestion des départements d'urgence (SIGDU)*. Santé et Services sociaux Québec.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux (2011). *Rapport annuel de gestion 2010-2011*. Santé et Services sociaux Québec.
- Ministère de la Santé et des Services sociaux (2015). *Communiqué du ministre de la Santé et des Services sociaux*. Santé et Services sociaux Québec.
- Miró, Ò., Sánchez, M., Espinosa, G., Coll-Vinent, B., Bragulat, E., & Millá, J. (2003). Analysis of patient flow in the emergency department and the effect of an extensive reorganisation. *Emergency Medicine Journal*, 20(3), 143-148.
- Moskop, J.C., Sklar, D.P., Geiderman, J.M., Schears, R.M., & Bookman, K.J. (2009). Emergency department crowding, part 1 – Concept, causes, and moral consequences. *Annals of Emergency Medicine*, 53(5), 605-611.
- Nahab, F., Leach, G., Kingston, C., Mir, O., Abramson, J., Hilton, S., Keady, M., Gartland, B., & Ross, M. (2012). Impact of an emergency department observation unit transient ischemic attack protocol on length of stay and cost. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 21(8), 673-678.
- Nelson, R.J., Demas, G.E., Klein, S.L., & Kriegsfeld, L.J. (2002). Seasonal fluctuations in disease prevalence. In R.J. Nelson, G.E. Demas, S.L. Klein et L.J. Kriegsfeld (éd.), *Seasonal Patterns of Stress, Immune Function, and Disease* (pp. 58-88). Cambridge University Press.

- Nendaz, M., Charlin, B., Leblanc, V., & Bordage, G. (2005). Le raisonnement clinique : données issues de la recherche et implications pour l'enseignement. *Pédagogie Médicale*, 6(4), 235-254.
- Ng, D., Vail, G., Thomas, S., & Schmidt, N. (2010). Applying the Lean principles of the Toyota Production System to reduce wait times in the emergency department. *CJEM*, 12(1), 50-57.
- Niska, R., Bhuiya, F., & Xu, J. (2010). National hospital ambulatory medical care survey: 2007 emergency department summary. *National Health Statistics Reports*, 26, 1-31.
- Patel, V.L., Groen, G.J., & Norman, G.R. (1991). Effects of conventional and problem-based medical curricula on problem solving. *Academic Medicine*, 66(7), 380-389.
- Peck, J., Gaehde, S., Benneyan, J., Graves, S., & Nightingale, D. (2013). *Using Prediction to Improve Patient Flow in a Health Care Delivery Chain*. Space@MIT, tiré de <http://hdl.handle.net/1721.1/79504>.
- Perry, A.G., Moore, K.M., Levesque, L.E., William, C., Pickett, L., & Korenberg, M.J. (2010). A comparison of methods for forecasting emergency department visits for respiratory illness using telehealth Ontario Calls. *Canadian Journal of Public Health*, 101(6), 464-469.
- Phelan, S.E. (2001). What is complexity science, really? *Emergence*, 3(1), 120-136.
- Plsek, P.E., & Greenhalgh, T. (2001). The challenge of complexity in health care. *BMJ*, 323(7313): 625-628.
- Rathlev, N.K., Chessare, J., Olshaker, J., Obendorfer, D., Mehta, S.D., Rothenhaus, T., Crespo, S., Magauran, B., Davidson, K., Shemin, R., Lewis, K., Becker, J.M., Fisher, L., Guy, L., Cooper, A., & Litvak, E. (2004). Time series analysis of variables associated with daily mean emergency department length of stay. *American College of Emergency Physicians Research Forum*. Octobre, San Francisco, CA.
- Reid, F.D.A., Cook, D.G., & Majeed, A. (1999). Explaining variation in hospital admission rates between general practices: Cross sectional study. *BMJ*, 319-398.

- Reuben, D.B., Stessman, J., Ginsberg, G., Hammerman-Rozenberg, R., Friedman, R., & Ronnen, D. (1996). Models of geriatrics practice: Decreased hospital utilization by older adults attributable to a home hospitalization program. *American Geriatric Society, 44*(5), 591-598.
- Roberts, L., Johnson, C., Shanmugam, R., Malhorta, S., Zinkgraf, S., Young, M., Putnam, J., & Cameron, L. (2006). *Computer Simulation and Six Sigma Tools Applied to Process Improvement in an Emergency Department*. Institute of Industrial Engineers Society for Health Systems.
- Robinson, S. (1997). Simulation model verification and validation: Increasing the users' confidence. *Winter Simulation Conference*.
- Rogers, T., Ross, N., & Spooner, D. (2004). Evaluation of a "see and treat" pilot study introduced to an emergency department. *Accident and Emergency Nursing, 12*(1), 24-27.
- Rondeau, A. (2010). À deux c'est mieux. *Colloque annuel des DSP, AMQ*. 20 novembre 2010.
- Ross, M.A., Naylor, S., Compton, S., Gibb, K.A., & Wilson, A.G. (1999). Maximizing use of the emergency department observation unit: A novel hybrid design. *The American College of Emergency Physicians annual meeting*. Las Vegas, NV, octobre.
- Ross, M.A., Compton, S., Richardson, D., Jones, R., Nittis, T., & Wilson, A. (2001). The use and effectiveness of an emergency department observation unit for elderly patients. *Society for Academic Emergency Medicine Annual Conference*. Atlanta, GA, mai.
- Rossetti, M.D., Trzcinski, G.F., & Syverud, S.A. (1999). Emergency department simulation and determination of optimal attending physician staffing schedules. *Simulation Conference Proceedings, 1999 Winter* (Vol. 2, pp. 1532-1540). Phoenix, AZ.

- Roth, A.V., & Van Dierdonck, R. (1995). Hospital resource planning: Concepts, feasibility, and framework. *Production and Operation Management*, 4(1).
- Sadeghi, S., Barzi, A., Sadeghi, N., & King, B. (2006). A Bayesian model for triage decision support. *International Journal of Medical Informatics*, 75(5), 403-411.
- Samaha, S., & Armel, W.S. (2003). The use of simulation to reduce the length of stay in an emergency department. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*.
- Schweigler, L.M., Desmond, J.S., McCarthy, M.L., Bukowski, K.J., Ionides, E.L., & Younger, J.G. (2009). Forecasting models of emergency department crowding. *Academic Emergency Medicine*, 16(4), 301-308.
- Shlesinger, N., & Schlesinger, M. (2005). Seasonal variation of rheumatic diseases. *Discovery Medicine*, 5(25), 64-69.
- Shahani, A.K. (1991). Reasonable averages that give wrong answers. *Teaching Statistics*, 13(2), 50-54.
- Smith, M.F. (2004). E-Health: Roadmap for 21st century health care consumers. *Organisation for Economic Co-operation and Development Forum 2004: Health of Nations*. Paris.
- Smith, M., & Feied, C. (1999). *The Emergency Department as a Complex System*. Semantic Scholar, tiré de semanticscholar.org.
- Soremekun, O.A., Terwiesch, C., & Pines, J.M. (2011). Emergency medicine: An operations management view. *Academic Emergency Medicine*, 18(12), 1262-1268.
- Spaite, D.W., Bartholomeaux, F., Guisto, J., Lindberg, E., Hull, B., Eyherabide, A., Lanyon, S., Criss, E.A., Valenzuela, T.D., & Conroy, C. (2002). Rapid process redesign in a university-based emergency department: Decreasing waiting time intervals and improving patient satisfaction. *Annals of Emergency Medicine*, 39(2), 168-177.
- Steindel, S.J., & Howanitz, P.J. (2001). Physician satisfaction and emergency department laboratory test turnaround time. *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*, 125(7), 863-871.

- Strumberg, J.P., & Schattner, P. (2001). Personal doctoring: Its impact on continuity of care as measured by comprehensiveness of care score. *Austral Fam Physician*, 30, 513-518.
- Subash, F., Dunn, F., McNicholl, B., & Marlow, J. (2004). Team triage improves emergency department efficiency. *Emergency Medicine Journal*, 21(5), 542-544.
- Sun, Y., Hoon Heng, B., Seow, Y.T., & Seow, E. (2009). Forecasting daily attendances at an emergency department to aid resource planning. *BMC Emergency Medicine*, 9(1).
- Sun, Y., Hoon Heng, B., Tay, S.Y., & Seow, E. (2011). Predicting hospital admissions at emergency department triage using routine administrative data. the Society for *Academic Emergency Medicine*, 18(8), 844-850.
- Takakuwa, S., & Shiozaki, H. (2004). Functional analysis for operating emergency department of a general hospital. *Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference* (Vol. 2, pp. 2003-2011).
- Tewoldeberhan, T.W., Verbraeck, A., Valentin, E., & Bardonnnet, G. (2002). Software evaluation and selection: An evaluation and selection methodology for discrete-event simulation software. *WSC '02 Proceedings of the 34th Conference on Winter Simulation: Eexploring New Frontiers* (pp. 64-75).
- Tiwari, Y., Goel, S., & Singh, A. (2014). Arrival time pattern and waiting time distribution of patients in the emergency outpatient department of a tertiary level health care institution of North India. *Journal of Emergencies, Trauma, and Shock*. 7(3), 160-165.
- Vadeboncoeur, A., & Havrankova, J. (2011). Débats : urgences : peut-on réduire le temps d'attente? Votre point de vue. *Lapresse.ca*, 27 mai 2011.
- Valdes, I., Kibbe, D.C., Tolleson, G., Kunik, M.E., & Petersen, L.A. (2004). Barriers to proliferation of electronic medical records. *Informatics in Primary Care*, 12(1), 3-9.

- Visser, J.M.H., & Beech, R. (2005). *Health Operations Management: Patient Flow Logistics in Health Care*. Londres: Routledge Taylor & Francis.
- Visser, J.M.H., Bertrand, J.W.M., & De Vries, G. (2001). A framework for production control in healthcare organizations. *Prod Plan Control*, 12, 591-604.
- Walsh, P., Cunningham, P., Rothenberg, S.J., O'Doherty, S., Hoey, H., & Healy, R. (2004). An artificial neural network ensemble to predict disposition and length of stay in children presenting with bronchiolitis. *European Journal of Emergency Medicine*, 11(5), 259-264.
- Walter, S.R., Raban, M.Z., Dunsmuir, W.T.M., Douglas, H.E., & Johanna, I. (2017). Westbrook, emergency doctors' strategies to manage competing workload demands in an interruptive environment: An observational workflow time study. *Applied Ergonomics*, 58, 454-460.
- Wang, T., Guinet, A., Belaidi, A., & Besombes, B. (2009). Modelling and simulation of emergency services with ARIS and Arena. Case study: The emergency department of Saint Joseph and Saint Luc Hospital. *Production Planning & Control*, 20(6), 484-495.
- Wargon, M., Casalino, E., & Guidet, B. (2010). From model to forecasting: A multicenter study in emergency departments. *Academic Emergency Medicine*, 17(9), 970-978.
- Institute of Medicine (2001). Committee on Quality of Healthcare in America. In *Crossing the Quality Chasm: New Health System for the 21st Century*. National Academies Press.
- Welch, S.J., Asplin, B.R., Stone-Griffith, S., Davidson, S.J., Augustine, J., & Schuur, J. (2011). Emergency department operational metrics, measures and definitions: Results of the second performance measures and benchmarking summit. *Annals of Emergency Medicine*, 58(1), 33-40.
- Wicks, E.M., & Reasor, R.J. (1999). Designing cellular manufacturing systems with dynamic part populations. *IIE Transactions*, 31(1), 11-20.

- Wiinamaki, A., & Dronzek, R. (2003). Using simulation in the architectural concept phase of an emergency department design. *Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference*.
- Wiler, J.L., Gentle, C., Halfpenny, J.M., Heins, A., Mehrotra, A., Mikhail, M.G., & Fite, D. (2010). Optimizing emergency department front-end operations. *Annals of Emergency Medicine*, 55(2), 142-160.
- Worster, A., Fernandes, C.M., Malcolmson, C., Eva, K., & Simpson, D. (2006). Identification of root causes for emergency diagnostic imaging delays at three Canadian hospitals. *Journal of Emergency Nursing*, 32(4), 276-280.

ANNEXE I

FORECAST EMERGENCY ROOM VISITS – A MAJOR DIAGNOSTIC
CATEGORIES BASED APPROACH

Article publié dans le journal *International Journal Of Metrology and Quality
Engineering*

Int. J. Metrol. Qual. Eng. 6, 204 (2015)

EDP Sciences 2015

DOI : 10.1051/ijmqe/2015011

Reçu le 20 mai 2014 et accepté le 20 mai 2015

Forecast emergency room visits – A Major diagnostic categories Based approach

Abdeljelil Aroua¹ & Georges Abdul-Nour¹

¹Industrial engineering dept. Université du Québec à Trois-Rivières, Canada

Received : 20 May 2014 / Accepted : 20 May 2015

Abstract. This work is a case study intended to explore the capability of three forecasting techniques to predict emergency department (ED) visits based on Major Diagnostic Categories. It is a part of a larger work aimed to improve ED patients' throughput time. The ED in this case is considered as a part of the health chain and the process of arrival and departure of patients are included. The prediction models presented in this work are initially established and validated from the historical 3-year emergency room visits at Sherbrooke University Hospitals and uses the week as the period unit. Given that resources are consumed differently for each disease, a group of patients has been considered according to the major diagnostic categories (MDC). Three predictive models of the number of visits are considered and compared: linear regression model, SARIMA and multivariate SARIMA. The accuracy of the prediction models is evaluated by calculating the mean percentage error (MAPE) and the mean absolute error (MAE) between forecast and observed data. The medium term forecasting model for the number of admissions is determined according to the estimated admission ratio for each patient group, while the short term model is established according to a regression model based on age groups. SARIMAX offers the most accurate model with a MAPE ranging from 6% to 49% (group of a small number of visits). Twelve of the twenty-seven groups of patients account for nearly 90% of the total of emergency room visits and the weighted mean average percentage error (WMAPE) stands at 8%. The admission rates for each group of patients is based on Gauss' distribution and is different from one group to another. For many MDCs, strong correlations can be demonstrated between the admission rates and the patient age groups by using a quadratic regression. The prediction models explored in this paper aims to help managers to plan more efficiently the emergency department resources. The models can also be used to plan resources of other hospital departments since they give information about the number of admitted patients for each MDC.

Keywords: Emergency Department Visits; forecast; Major Diagnostic Categories; ARIMA; ARIMAX.

1. INTRODUCTION

The resources of the emergency department (ED) are some of the most difficult of all departments to schedule because of the complexity of its processes, the exposure to diversity and the nature of care requests. For several decades, we have observed phenomena of overcrowded ED and extension of waiting time for patients. These phenomena make it more difficult for governments and hospitals to provide good care services that are effective, safe and equitable to all citizens.

Three factors can be considered as the source of the overcrowding in the ED: input factors, throughput factors and output factors. Input factors consist in the number of patient visits and the distribution of those visits over time. Throughput factors are often associated with inefficiencies in resource management such as personal care and beds. Finally, output factors refer to the admission process and the hospital capacity to hospitalize new patients.

The biggest challenge for hospital managers resides in providing the necessary resources to meet the demand for care and in maximizing their efficiency. Thus, good models created to predict the number of ED visits and their dispositions are important tools that can help managers to make the right decisions.

This work aims to compare three prediction techniques for ED visits that will be useful to managers, by providing a better understanding of the number of visits and the number of patient admissions, and by providing input data for scheduling, simulating and queuing theory works in order to optimize ED resources.

2. Literature review

The prediction of patient visits and overcrowding in the EDs has received considerable attention in recent year due to the common desire to achieve a more efficient planning of the resources and to improve patient flow. Several authors have addressed the problem of time series analysis and others have forged links between different related information sources.

Moreover, the prediction of patient visits has been treated in several ways; some authors have studied different techniques for predicting patient visits (all health problems combined), while others have focused on predicting the number of patients based on certain types of health problems (respiratory problems – Alexander

G. Perry [1], abdominal problems – Sadeghi et al. [2], pediatric patients – Walsh et al. [3], etc).

Under the assumption that the bottleneck of the whole patient treatment system is the admission process [4], authors limited their researches by forecasting the number of patients admitted and not the number of patient visits to the ED [4, 5].

2.1 - Prediction of ED visits: Analysis of time series

Several approaches and mathematical models have been proposed in the literature to forecast the demand for emergency care based on time series analysis and linear models, using variables of different types.

Abraham et al. [6] have established different forecasting models: moving average forecasting model, simple exponential smoothing forecasting model, and models of autoregressive integrated moving average (ARIMA) or seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) models. In their study, the time variables were used as explanatory variables.

Wargen et al. [7] proposed a general linear model for predicting ED traffic in the region of Paris, using explanatory variables such as time (days, months, holidays).

Chen et al. [8] have used an ARIMA involving variables such as climate (temperature, humidity, level of rain) to estimate the number of patient visits classified in three different groups; traumatic, non-traumatic and pediatric visits.

The simultaneous use of temporal variables (day, month, season) and other variables, such as climate (temperature, humidity, precipitation, etc.), in forecasting techniques has aroused the interest of several researchers. Hye Jin Kam et al. [9] and Sun et al. [10] even improved the model by dividing patients in three acuity levels.

2.2 Prediction of ED visits: Using related information sources

The idea of exploiting related sources of information to be translated into meaningful information is not new. This technique is often used in the construction field in which the knowledge of the number of sites that had permissions can help creating a sales forecasting of products and services related to a given sector. Similarly, in the health sector, and specifically for emergency visits, Perry [1] showed the possibility of using the number of calls received by “Telehealth Ontario” to draw a prediction of ED visits for patients suffering from respiratory problems.

2.3 Prediction of the number of admitted patients: Time series analysis

Many authors believe that improving the flow of emergency patients is a direct consequence of reducing the patient waiting time in the admission process. They focused their researches on understanding and estimating the number of admitted patients. The techniques used and encountered during the literature review can be found below.

Several authors [5, 11, 12] have used the techniques of time series analysis in their work to predict the number of admitted patients. Boyle et al. [5] provided a model with a MAPE

of 11% for daily admission. Abraham [6] noted an unpredictable fact for medium and long term admitted patient number and the techniques used are only appropriate for a horizon of less than one week.

2.4 Prediction of the admitted patient number: Opinion of health professionals

Making predictions at the triage on whether a patient presents high probabilities to be admitted or not has been the subject of several studies that considered that, at this stage of the patient treatment, such information can help in making appropriate decisions that could limit emergency overpopulation. Peck et al. [13] demonstrated that such techniques can predict the number of patients admitted based on the number of ED visits. In their study, they compare different prediction methods, using different prediction factors such as the age, the arrival method, the acuity level and the primary complaint of the patients. Moreover, at the triage stage, the reactivity of the system is limited and the decisions are of an operational type and on very short terms. Table 2 summarizes the literature on the modeling of emergency admitted patients.

3. Methodology

Why trying to model the ED visit process? The answer is simple: “To make future forecasts for a better planning of the resources in order to meet the demand for emergency care”. Of course, estimating the total number of patient visits per time unit allows emergency managers to plan the deployment of the necessary resources to meet the demand. However, this process has its limits since the quantity of resources consumed varies from a patient to another; for example an admitted patient will consume more resources than a non-admitted one (Ministry of Health and Social Services of Quebec [14]).

Table 1 summarizes the main literature on forecasting techniques of ED visits.

Autors	Input variables	Output variables	Models	Results	Limitations	Regions
Mathias Wargen et al. 2010	Holidays Weekdays Months Trend ED visits (Hist.)	ED visits (Hist.)	General linear model	MAPE = 5.3%	No info about the number of admissions waiting for beds	France
Cheich-Fan Chen et al. 2011	Weather temperature (Average, min, max) Relative humidity, rain, Stock index fluctuation, ED visits (Hist.)	ED visits (Hist.)	ARIMA	MAPE = 5.73% ~21.18%	Region of study: influence of some socio-economic factors not included. No info about the number of admissions waiting for beds	Taiwan
Hye Jin Kye et al. 2010	Months Weekdays Holidays Chuseok Seasons Temperature (average max, min and diff) Rain, snow, wind speed, relative humidity and yellow dust ED visits (Hist.)	ED visits (Hist.)	General linear model SARIMA SARIMAX	MAPE (GLM)=11.2% MAPE (SARIMA-UV)=8.48% MAPE (SARIMA-MV)=7.44%	No info about the number of admissions waiting for beds	South Korea
Yan Sun et al. 2009	Months Weekdays Holidays Temperature Relative humidity PSI (Pollutant Standards Index) ED visits (Hist.)	ED visits (Hist.)	ARIMA	MAPE (total)=4.8% MAPE(Acuity P1)=16.8% MAPE(Acuity P2)=6.7% MAPE(Acuity P3)=8.6%	Prediction of ED visits for each acuity level but no info about the number of admissions waiting for beds	Singapore
Spencer S. Jones 2008	Days, Holidays, Months Maximum temperature Interactions	ED visits (Hist.)	SARIMA Regression SC Regression SC with climatic variables Exponential smoothing Neural network	Good precisions for auto-regression models.	No info about the number of admissions waiting for beds. Analysis limited to one region.	United States
Nathan R. Hoot 2009	ED visits (Hist.) Visiting frequency	ED visits (Hist.)	Simulation tools for forecasting.	Good precision for 2 hours horizons.	Many simplifying assumptions were made in the process of Application of the Forecast.	United States

Table 1: Summary of forecasting models for ED visits.

Modeling the number of patient visits to the ED by grouping the patients into categories based on their health problems instead of simply considering the number of patient visits (any health problems combined) offers several advantages:

- a- It explores the seasonal and evolutionary character of each health problem. In the Ancient Greece, Hippocrates observed that during fall, diseases are the most acute and the most deadly in all and that spring is the healthiest and the least deadly of all seasons. In his Aphorisms, Hippocrates noted many correlations between the occurrence or severity of various diseases and the climate, seasons and temperament of men. In modern times, several authors have studied the seasonal and evolving nature of diseases over time (Nelson [15] – Seasonal variation of rheumatic diseases,

Schlesinger [16]), a character that differs from one disease to another, and which correlations can be shown with time and climatic variables.

Auteurs	Input variables	Output variables	Models	Résultats	Limitations	Regions
L. M. Schweigler et al. 2009	Number of beds occupied at the ED	Emergency occupied beds.	AR MA SARIMA	SARIMA: CIA=-281+/-27 Log-likelihood=144+/-13 AR: CIA=-305+/-27 Log likelihood=158+/-14	Model limited to 24 hours	United States
Justin Boyle et al. 2011	ED visits and admitted patients (Hist.)	Number of admitted patients	ARIMA Exponential smoothing	MAPE =11% (admission) MAPE =7% (visite)	No information available on the given health care category	United States
Gad Abraham et al. 2007	ED visits (Hist.)	Number of admitted patients	AR SARIMA	MAPE (AR) = 7% (1 jour) MAPE (AR) = 9% (7 jours) MAPE (ARIMA) = 5% (1 jour) MAPE (ARIMA) = 8% (7 jours)		Australia
Jordan Peck et al. 2011	ED visits, Arrival method, Acuity level, Fast track, Patient health problem.	Number of admitted patients	Naïve Bayes applied to input variables.	VA bayes Sensitivity = 53.48 Specificity = 91.41	Short term predictions	United States

Table 2: Summary of forecasting models for admitted patients

- b- The health care process also differs from one disease to another. Indeed, the treatment for a patient suffering from a heart condition does not require the same resources than a patient with a simple flu. In addition, the proportion of patients admitted depends on the nature of the health problems that brings them to the ED. For example, according to the data from the ED of the hospitals Fleurimont and Hôtel Dieu in Sherbrooke, the probabilities that a patient suffering from a circulatory disorder problem is admitted is statistically more important than a patient with an ear or nose disorder (proportion test: $p = 0.377$ vs. 0.039 [P value=0.000]).

- c- Finally, knowing the number of patients admitted for each health problem group allows the hospital to better plan its hospitalization resources. This information has a direct and positive impact on waiting time at the emergency; many authors agreed that the transfer process for admitted patients is often the bottleneck of the whole process of the ED [6, 17].

Consequently, the difficulties reside in modeling the number of patient visits to the ED (N_{kt}) and the number of admitted patients (A_{kt}), suffering from a health problem of group k during the period t .

According to “Le guide de gestion de l’unit  d’urgence” [14], the method used to calculate the resource needs differs for each type of resources. For example, the linear function of the number of patients admitted and non-admitted, and this number can be calculated by using the formula (1). For the number of nurses needed, the ratios have been defined either to guarantee a certain rate of patients (e.g. time sorting mean between 5 and 10 min per patient), or to ensure a good service by setting a maximum number of patients treated by a nurse (e.g. 4 to 5 stretchers not monitored by a nurse).

Then the required quantity of the resource r for period t is Q_{rt} , and is expressed as:

$$Q_{rt} = \sum_k [q_{rk}^a \cdot A_{kt} + q_{rt}^{na} \cdot (N_{kt} - A_{kt})] \quad (1)$$

Where:

Q_{rt} : Required quantity of resource r for period t .

q_{kt}^a : Required resources r for period t in order to meet the demand for the care of a patient admitted with a health problem of group k .

q_{kt}^{na} : Required resources r for period t in order to meet the demand for the care of a non-admitted patient with a health problem of group k .

N_{kt} : Total number of patients visiting the emergency for period t and suffering from a health problem of group k .

A_{kt} : Total number of patients admitted for period t and suffering from a health problem of group k .

MDC	Description
0100	Nervous System
0200	Eye
0300	Ear, Nose, Mouth And Throat
0400	Respiratory System
0500	Circulatory System
0600	Digestive System
0700	Hepatobiliary System And Pancreas
0800	Musculoskeletal System And Connective Tissue
0900	Skin, Subcutaneous Tissue And Breast
1000	Endocrine, Nutritional And Metabolic System
1100	Kidney And Urinary Tract
1200	Male Reproductive System
1300	Female Reproductive System
1400	Pregnancy, Childbirth And Puerperium
1500	Newborn And Other Neonates (Perinatal Period)
1600	Blood and Blood Forming Organs and Immunological Disorders
1700	Myeloproliferative DDs (Poorly Differentiated Neoplasms)
1800	Infectious and Parasitic DDs
1900	Mental Diseases and Disorders
2000	Alcohol/Drug Use or Induced Mental Disorders
2100	Injuries, Poison And Toxic Effect of Drugs
2200	Burns
2300	Factors Influencing Health Status
2400	Human Immunodeficiency Virus Infection
2500	Multiple Significant Trauma

Table 3 : Major Diagnostic Categories

3.1 Grouping of health problems

The “Major Diagnostic Category” (MDC) is a grouping method of All Patient Refined Diagnosis Related Groups (APR-DRG). This technique is used in various countries to classify episodes of care in homogeneous groups that presents similar pathologies and treatments equivalent in cost and length of stay; thus, that consume the same hospital resources. The MDC is mainly determined by the primary diagnosis and is encoded 00-25 as described in Table 3.

Working with this grouping approach presents several advantages. First it consists in groups of health problems based on the amount of consumed resources to provide care.

Moreover, this method is effective and used by the majority of hospitals. Also, this grouping technique provides an interface with the hospital management system. And finally, estimating the number of patients per MDC allows to plan not only ED resources but also resources needed to hospitalize the admitted patients.

3.2 Explanatory variables

The explanatory variables used in this study are of two types: temporal and climate.

- The temporal variables are the weeks of the year.
- The climate variables are weekly average, maximum and minimum temperature, weekly temperature differences, rain and snow.

3.3 Modeling techniques

This study attempts to compare three different forecasting techniques: linear regression, SARIMA and multivariate SARIMA applied to each MDC.

a) Linear regression:

Modeling the visits into a linear model aims to highlight any correlation between the number of patients per MDC and the predictor variables ($p < 0.05$). To address the interaction between temporal and climatic variables used in this model, the method of partial least square is used.

In a linear model, the number N_{kt} ; visits of patients belonging to the MDC k for period t can be written as:

$$N_{kt} = \sum_i a_{ik} \cdot X_{it} + \varepsilon_{kt} \quad (2)$$

Where X_{it} is the value of the predictor i at the period t and a_{ik} the coefficient of the predictor i and ε_{kt} a correction.

b) SARIMA univariate

The number of visits of patients belonging to a MDC k can be represented by a time series (N_{kt}):

$$N_{kt} = T_{kt} + S_{kt} + \varepsilon_{kt} \quad (3)$$

where T_{kt} is the trend component, S_{kt} is the seasonality component, and ε_{kt} is the noise.

ARMA is a stochastic process defined by Box-Jenkins (1970) that combines the autoregressive and the moving average processes. This stationary process has been improved to take into account the components of trends and seasonality. The improved

process is referred to by ARIMA (Auto-Regression Integrated Moving Average), and denoted by ARIMA (p, d, q) where p is the order of the autoregressive, d is the of the order of differentiation and q the order of the moving average.

If N_{kt} is an ARIMA process, then it is written as follows:

$$\nabla^d \phi(B) \cdot N_{kt} = \theta(B) \cdot \varepsilon_{kt} \quad (4)$$

Where ∇ is the operator of differentiation, B an operator such as $N_{k,t} = B \cdot N_{k,t-1}$, and ϕ and θ are functions of B.

A SARIMA is an ARIMA model with a seasonal component. In this case we add other parameters to the model (4): S, P, D and Q, defining operators and seasonal variables.

$$\phi(B)_s \phi(B^s) \nabla_s^D \nabla^d N_{kt} = \theta(B)_s \theta(B^s) \cdot \varepsilon_{kt} \quad (5)$$

Groups	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	13	14
Ages	00-02	03-05	06-12	13-17	18-24	25-34	35-44	45-54	55-64	65-74	75-84	85-94	+95

Table 4 – Agegroups

c) Multivariate SARIMA

For the multivariate ARIMA, independent variables are incorporated into the formula (5) to form the multivariate model ARIMAX.

$$\phi(B)_s \phi(B^s) \nabla_s^D \nabla^d N_{kt} = \theta(B)_s \theta(B^s) \cdot \varepsilon_{kt} + \sum_i (\sum_{j=0}^{L^i} \beta_{t-j}^i \cdot Y_{t-j}^i) \quad (6)$$

Where Y_{t-j}^i is the independent variable i at period t-j and β_{t-j}^i the corresponding coefficient.

The time unit to consider will be a period that will satisfy the following conditions: quality of the data for good decision-making, accuracy of the model and a horizon that provides time to react.

The records related to epidemic diseases and occasional events in time, such as influenza, will not be considered in this research because of their unique and unpredictable characters.

3.4 Number of patients admitted

A model for the number of admitted patients is proposed. Similarly to the model used to predict the ED visits, this model relies on a MDC orientated approach. Peck et al. [13] worked on a model that defines the probabilities of admission for a given patient. Among the predictor variables, they considered the health problem showed by the patient at the triage stage. The model they developed used to predict the number of admitted patients after the triage step. It aroused our attention because it highlights the great influence of the health problem nature on the probabilities for a patient to be admitted.

In this study, we designate the stochastic variable τ_k to express the probabilities for a patient belonging to a MDC k to be admitted and A_{kt} represents the number of patients admitted. Then A_{kt} is written as:

$$A_{kt} = \tau_k \cdot N_{kt} \quad (7)$$

Where N_{kt} is the number of ED visits of patients belonging to a MDC k at period t .

In order to draw the real-time status of an ED (total number of patients waiting and the number of patients with potential probabilities to be admitted), this study attempts to identify correlations between the admission rate and the age group for each MDC k . The age groups are the same active groups that have been used in the Emergency management system, and are described in the Table 4.

3.5 Model evaluation

Several types of quality measurement models have been proposed in the literature. The most popular ones are the Least squares, Mean Absolute Error (MAE), the Mean Absolute Error Percentage (MAPE) and the Mean Square Error (MSE).

In order to make a comparison between the models established in this work and the models developed in the literature, the MSE and the MAPE are considered and are expressed as follows:

$$MSE_k = \frac{\sum_t (N_{kt} - \tilde{N}_{kt})^2}{DL} \quad (8)$$

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{N_{kt} - \tilde{N}_{kt}}{N_{kt}} \right| \quad (9)$$

Where N_{kt} is the number of patient visits observed at period t , \tilde{N}_{kt} is the estimated number of patient visits at period t , T is the number of periods and the DL is the freedom degree.

3.6 Choice of the time unit

The time unit to be chosen for ED visit prediction models is not unanimous in the literature; some authors mention climate factors and other sociological factors. The time units often used by authors are the month [8,18], the day [5–7, 9, 10, 12] and the hour [11, 19–21].

Modeling the number of ED visits based on the week is a field of research that has not been explored enough. Choosing the week as the time unit for a predictive model presents two main advantages: it provides enough data to create analyzable time series and it consists in an ideal planning horizon for managers. Scheduling for a shorter period than a week does not allow enough flexibility to be responsive and to secure the resources needed. This study explores the variation in the number of visits within a week, and for each MDC.

3.7 Data Sources

The data used in this study come from the information system of the Centre Hospitalier de l'Universitaire de Sherbrooke (CHUS). The CHUS includes four EDs and host all together nearly 87 000 patients each year. The data collected represent nearly 380 000 records for the years

2008–2011.

For confidentiality purposes, the anonymity of the patients is respected in the database provided by the hospital, which makes it impossible to identify them.

Climate data is retrieved from the database of the National Archives of climate information and from Canada Environment: <http://climat.meteo.gc.ca>.

Table 5 – Prediction models per MDC

Linear regression			SARIMA			SARIMAX			
MDC	MSE	MAPE	Models	MSE	MAPE	Models	Variables ($p < 0.05$)	MSE	MAPE
0100	68.2	8.0%	(100)(000)	104.3	10.4%	(100)(000)	N_{Neige}, W_i	132.8	9.2%
0200	24.9	16.2%	(111)(000)	36.1	21.2%	(111)(000)	$T_{max}, MT_{max}, N_{Pluie}$	50.6	18.5%
0300	160.9	9.90%	(500)(100)	244.5	12.6%	(500)(100)	$N_{Pluie}, N_{Neige}, W_i$	207.1	8.9%
0400	272.8	8.7%	(200)(110)	330.3	7.4%	(200)(000)	T_{max}, N_{Neige}, W_i	225	6.9%
0500	135.8	6.8%	(111)(100)	189.3	8.4%	(111)(100)	N_{Pluie}	156.6	6%
0600	247.0	7.2%	(300)(001)	285.6	7.5%	(300)(001)	N_{Neige}, W_i	344.4	6.7%
0700	10.7	26.3%	(100)(000)	14.9	31.5%	(100)(000)	N_{Neige}, W_i	20.9	29.1%
0800	278.8	6.5%	(100)(001)	408.5	8.1%	(100)(001)	DJC, N_{Neige}, W_i	397.0	6.3%
0900	74.2	12.3%	(101)(111)	71.89	12.1%	(100)(101)	N_{Neige}, W_i	72.16	9.3%
1000	8.6	23.9%	(101)(000)	12.7	30.7%	(101)(000)	DJC, N_{Neige}, W_i	13.11	23.6%
1100	61.4	8.8%	(101)(001)	99	11%	(101)(001)	T_{min}, N_{Neige}, W_i	88.2	8.4%
1200	7.8	46.2%	(100)(000)	11	64.7%	(100)(000)	DJC	15.8	49.4%
1300	23.7	14.2%	(201)(000)	31.8	17.6%	(201)(000)	N_{Neige}, W_i	34.8	14.1%
1400	Refers to Childbirths								
1500	Refers to Childbirths								
1600	16.5	22.0%	(101)(000)	22.93	27.5%	(101)(000)	N_{Neige}, W_i	24.4	21.8%
1700	6.7	40.1%	(500)(000)	7.61	48.5%	(500)(000)	N_{Neige}, W_i	8.4	38.6%
1800	56.5	26.5%	(111)(001)	36.18	19%	(100)(101)	N_{Neige}, W_i	37.5	16.4%
1900	62.2	10.6%	(101)(000)	93.4	13.7%	(101)(000)	N_{Neige}, W_i	90.1	10.4%
2000	4.2	49.2%	(111)(001)	6.95	68.2%	(111)(001)		7.6	
2100	23.7	14.2%	(101)(100)	31.5	17.2%	(101)(100)	N_{Neige}, W_i	15.1	9.2%
2200	4.8	50.8%	(111)(000)	6.23	65%	(111)(000)		8.6	53.6%
2300	625.0	12.9%	(111)(101)	321.6	9.5%	(111)(101)	W_{51}	324	7.4%
2400	Refers to infections caused by the immunodeficiency virus, rare								
2500	179.2	11.0%	(300)(001)	265.6	14.1%	(300)(001)	$N_{Pluie}, N_{Neige}, W_i$	252.3	10.6%

4. Results

4.1 Analysis of the number of ED visits as time series

Drawing graphs of weekly visits for each MDC shows the different behaviors and provides relevant evolutionary and seasonal information. This information will be used to guide the Box-Jenkins technique to model series.

The MDC 0300 series' graph which corresponds to the diseases and disorders of the ear, nose, mouth, throat and craniofacial bone shows a seasonal pattern for each year with peaks during the first weeks of the year, which are explained by the presence of the winter cold in the area of Sherbrooke during these periods.

This behavior is the same for MDC 0400 series corresponding to diseases and disorders of the respiratory system.

The MDC 0400 series of graphs which corresponds to the diseases and disorders of the skin, subcutaneous tissue and breast also shows a seasonal pattern for each year but with peaks in the neighboring weeks of the week 28, periods when the temperature is warmer.

4.2 Analysis of predictive models of ED visits

According to Table 5, which summarizes the results of the analysis, it is difficult to claim that a certain forecasting model of ED visits is better than another for all the MDCs. This can be explained by the influence of different temporal and climatic factors on the given disease. Indeed, the MDCs 0100, 0200 and 2500 are best represented by linear regression models, while the remaining time series are best represented by ARIMAX models.

For all the MDCs, the SARIMAX provides better information than simple SARIMA models. The level of snow, the maximum and minimum weekly average temperature and weeks of the year are often factors that are significant in SARIMAX models.

For models with a small amount of data, such as low weekly visits (MDCs 0700, 1000, 1200, 1600, 1700 and 2200), none of the three models offers a satisfactory result with a MAPE beyond 20%.

To compare our method with those proposed in the literature, the weighted mean absolute percentage error (WMAPE) was chosen as the indicator of accuracy of the sum of multiple time series. The MDCs are sorted in descending order by number of visit means. The WMAPE which is the MAPE of several different time series at a level i is determined by the following formula:

$$(WMAPE)_i = \frac{\sum_{j=1}^i N_j \cdot MAPE_j}{\sum_{j=1}^i N_j} \quad (10)$$

Where

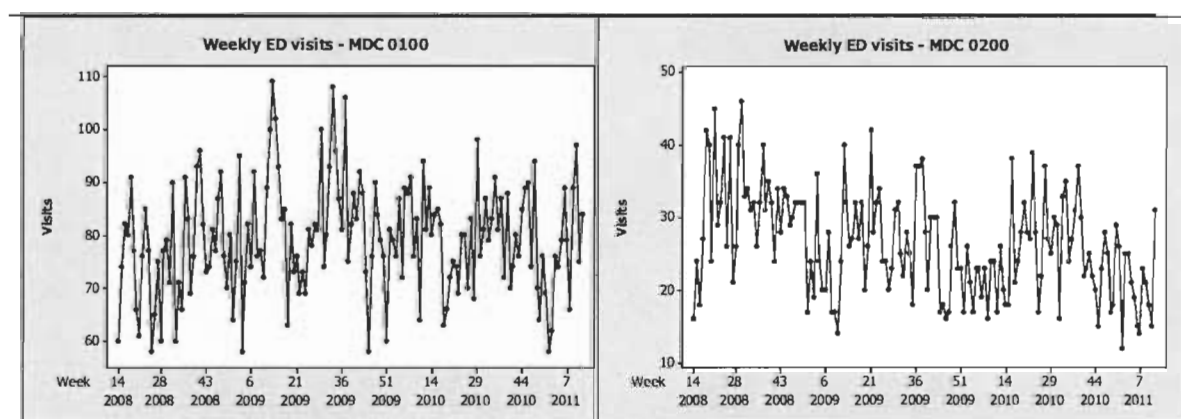
i is the number of considered MDCs (MDCs classified in decreasing average number of weekly visits).

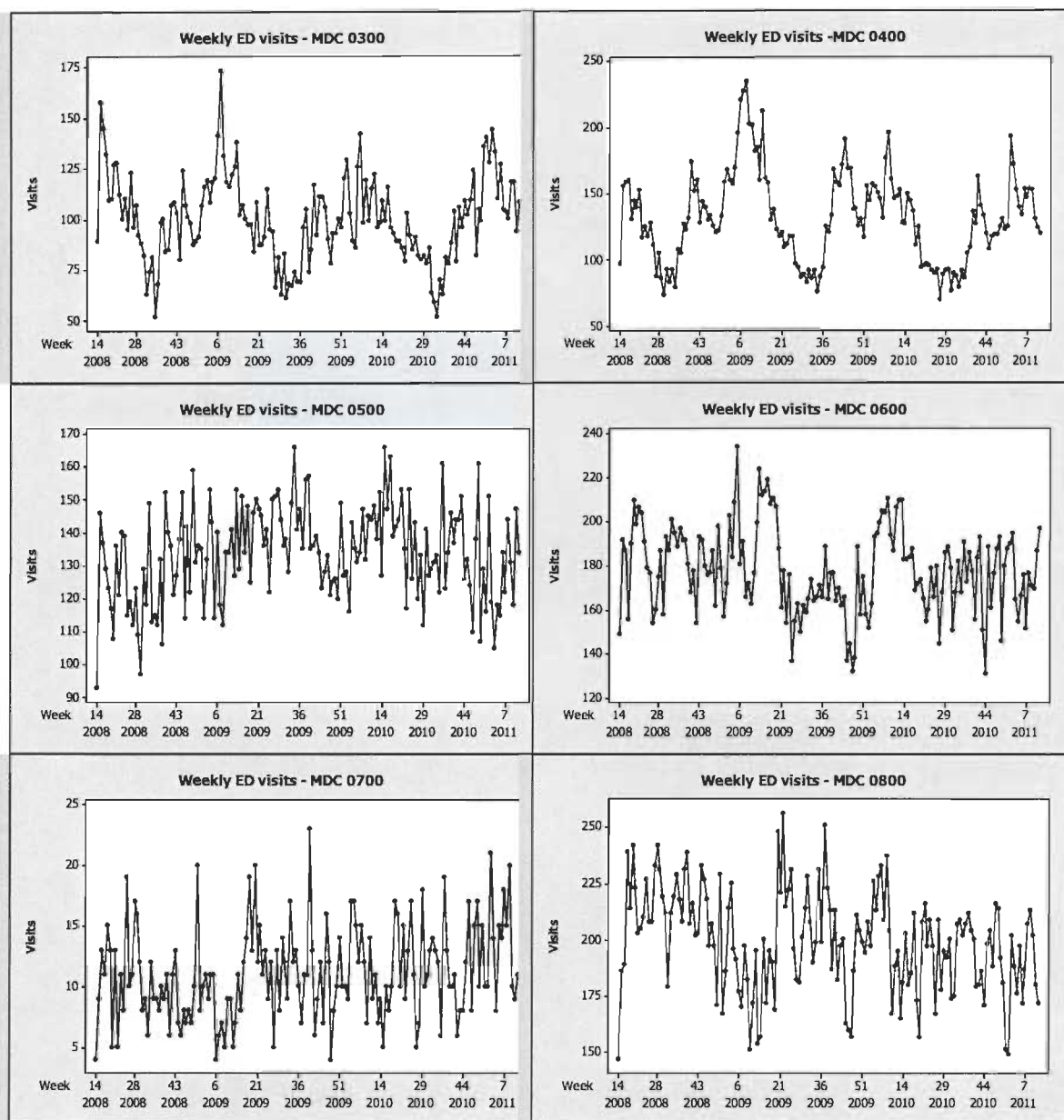
N_j is the average number of visits to a MDC with a ranking j (ranking in descending average number of weekly visits).

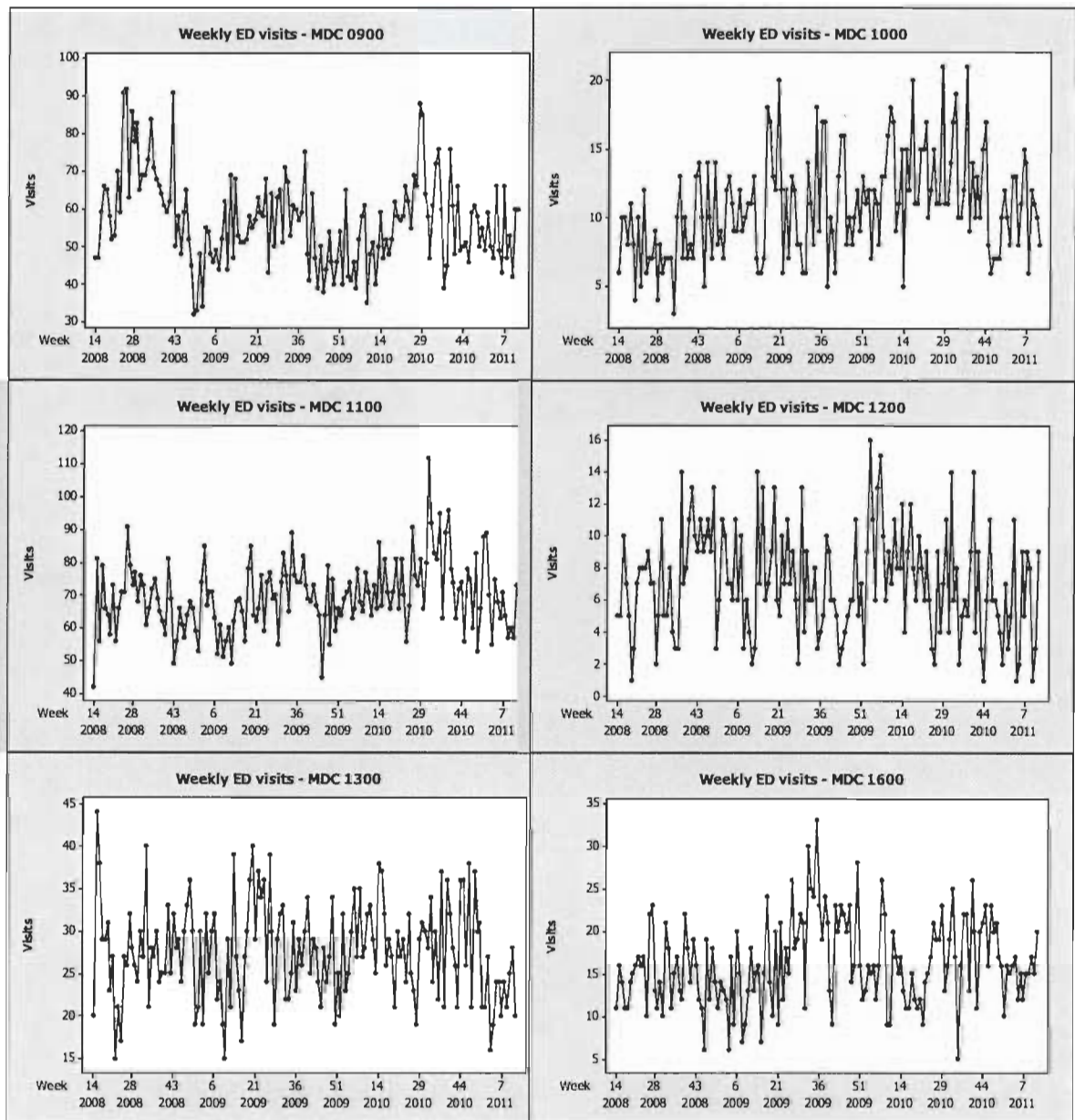
$MAPE_j$ is the average percentage absolute errors for a MDC with a ranking j (descending ranking average weekly visits).

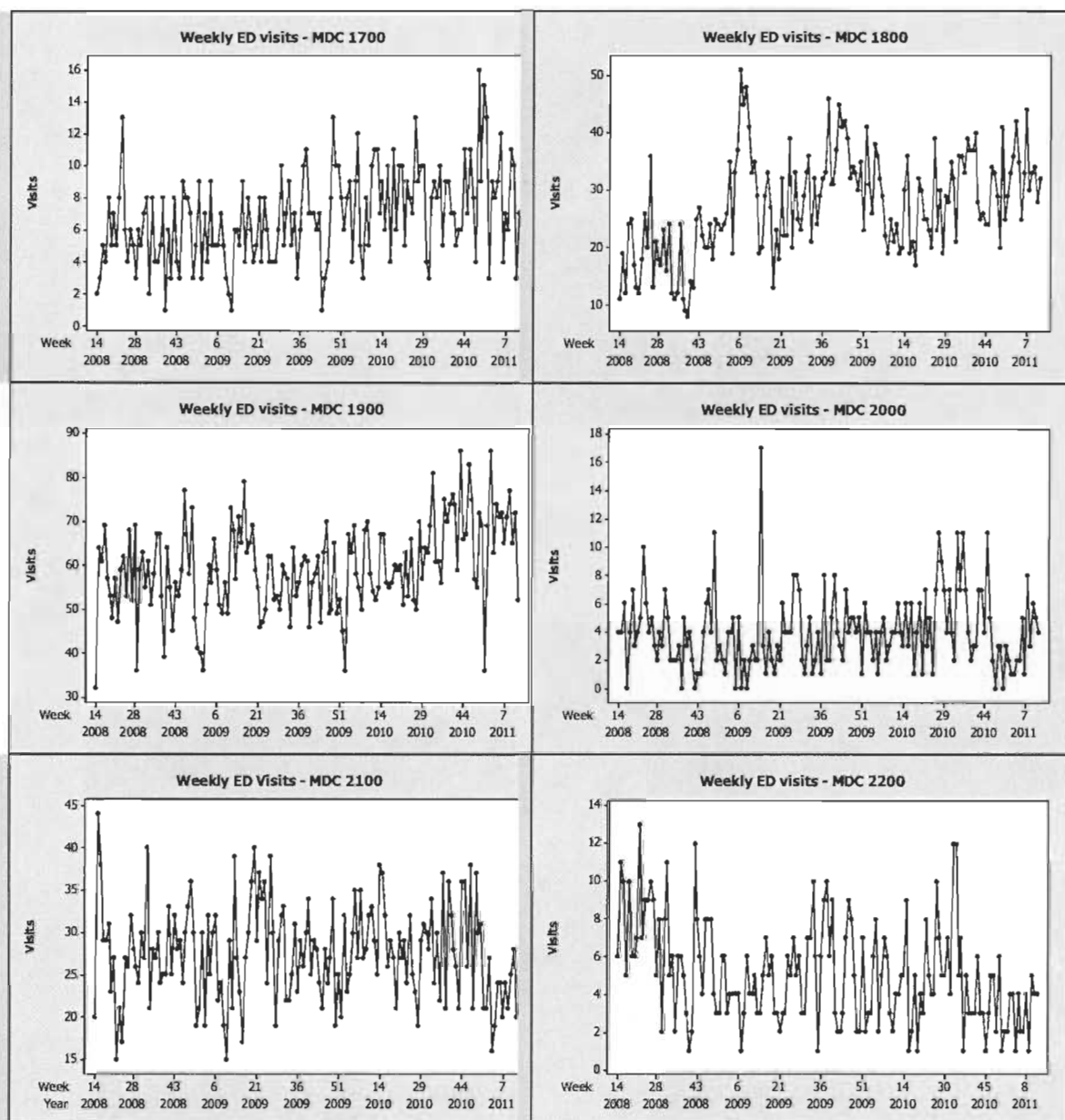
Figure 2 presents a combined view of the MDCs cumulative average number of weekly visits (in descending order) and the corresponding adjusted average MAPE. According to these graphs, the proposed methodology in this book offers a MAPE of 8.7% to 95% of the total number of patient visits. Although the methodology is MDC oriented, it offers a total MAPE of less than 10%.

The prediction models were not able to provide a good accuracy for the MDC 2300 with a $MAPE = 9\%$. The next MDC is 0500 has a lower $MAPE = 6\%$ which helped to decrease the WMAPE.









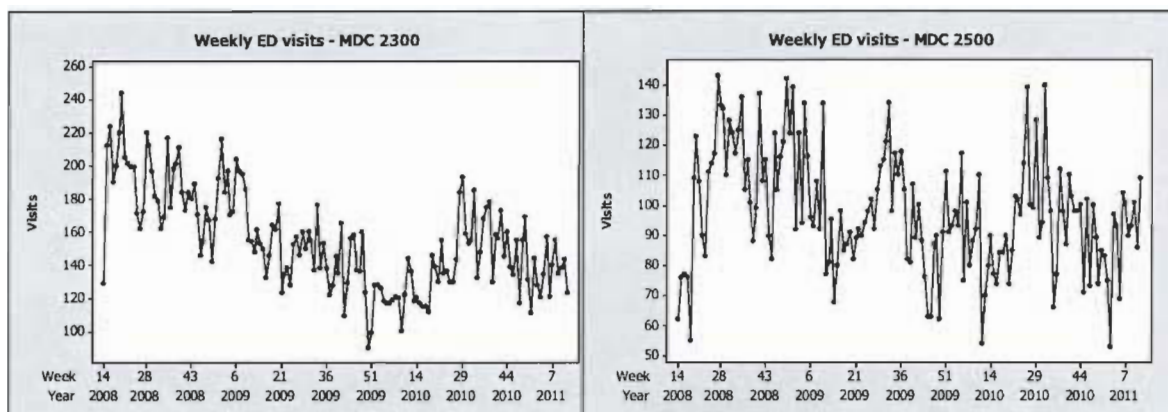


Fig 1 – ED visits per analyzedMDC

4.3 Analysis of the daily number of visits to the ED during the week

The analysis of variance (ANOVA) applies to the number of ED visits per day of the week and shows that the majority of the MDCs do not have equal number of visits during the different days of the week. Plotting Box Plots graphs show different interactions between the number of ED visits and the days of the week. Indeed, for MDCs such as 0500 (Diseases and Disorders of the circulatory system), the number of visits during the weekend days are lower than the numbers of visits during the weekdays. Whereas for a MDCs such as 0300 (Diseases and disorders of the ear, nose, mouth, throat and craniofacial bones), the traffic is more frequent during the weekends.

4.4 Admission rate analysis

4.4.1 Prediction of weekly admission rates

Figure 3 shows that there are significant differences regarding admission rates between τ_k and the MDCs k . The MDCs with high admission rates are disorders related to the hepatobiliary system and to heart problems with respective average admission rates of 60.8% and 64.3%, while health problems associated with disorders of the ear, nose, mouth, throat and craniofacial bones have the lowest admission rate with an average of 2.2%.

Analyzing admission rates, Table 7 shows that these rates can be modeled by different distributions laws depending on the MDC in question.

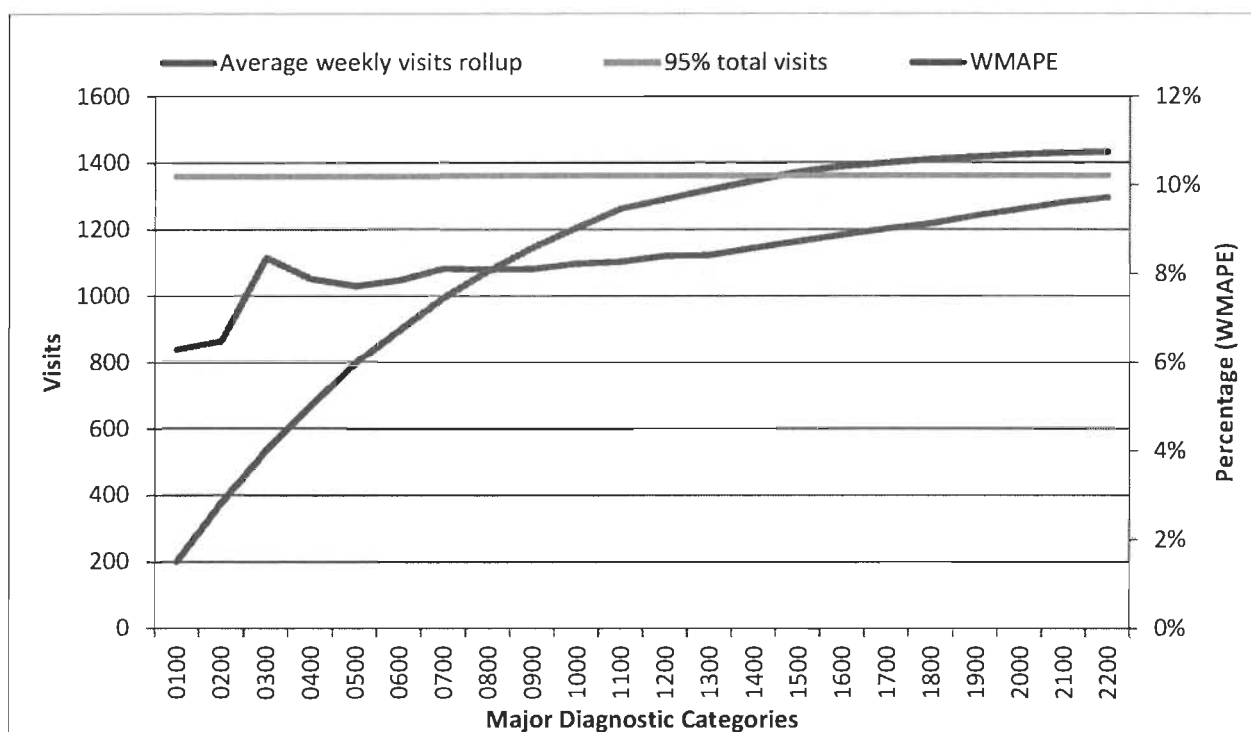


Fig. 2 – Weekly visits and WMAPE

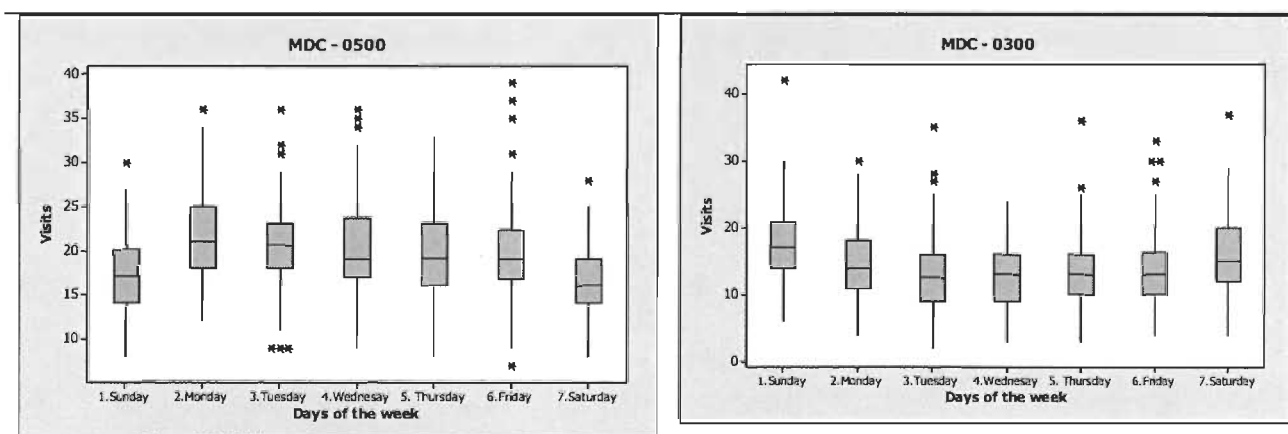


Fig. 3 – Visits for each day of the week

MDC	Average %	Standard deviation	Fitted distribution	P-value	Comments
0100	26.6	5.7	Normal	0.076	
0200	4.0	2.2			
0300	2.2	1.3	Box-Cox	0.657	Lambda=1
0400	33.7	5.4	Normal	0.647	
0500	37.8	4.9	Normal	0.098	
0600	23.3	3.4	Normal	0.453	
0700	60.8	16.4	Box-Cox	0.190	Lambda=2
0800	11.9	2.7	Normal	0.831	
0900	9.9	4.3	Box-Cox	0.944	Lambda=0.5
1000	40.6	17.0	Box-Cox	0.396	Lambda=0.5
1100	20.6	5.7	Box-Cox	0.115	Lambda=0.5
1200	17.2	9.1	Log-Normal	0.066	
1300	10.7	5.9	Gamma	0.200	
1400					
1500					
1600	32.5	12.0	Box-Cox	0.408	Lambda=0.5
1700	48.9	18.2	Weibull	0.084	
1800	25.8	8.9	Normal	0.306	
1900	41.6	7.1	Normal	0.328	
2000	38.8	17.2		<0.005	
2100	14.7	10.8	Box-Cox	0.807	Lambda=-0.17
2200	26.1	13.9	Johnson Trans.	0.281	
2300	14.7	3.3	Normal	0.525	
2400					
2500	9.1	3.6	Normal	0.081	
Hearth prob.	64.3	7.3	Normal	0.425	

Table 6 – Admission rates's distributionst_kperMDC

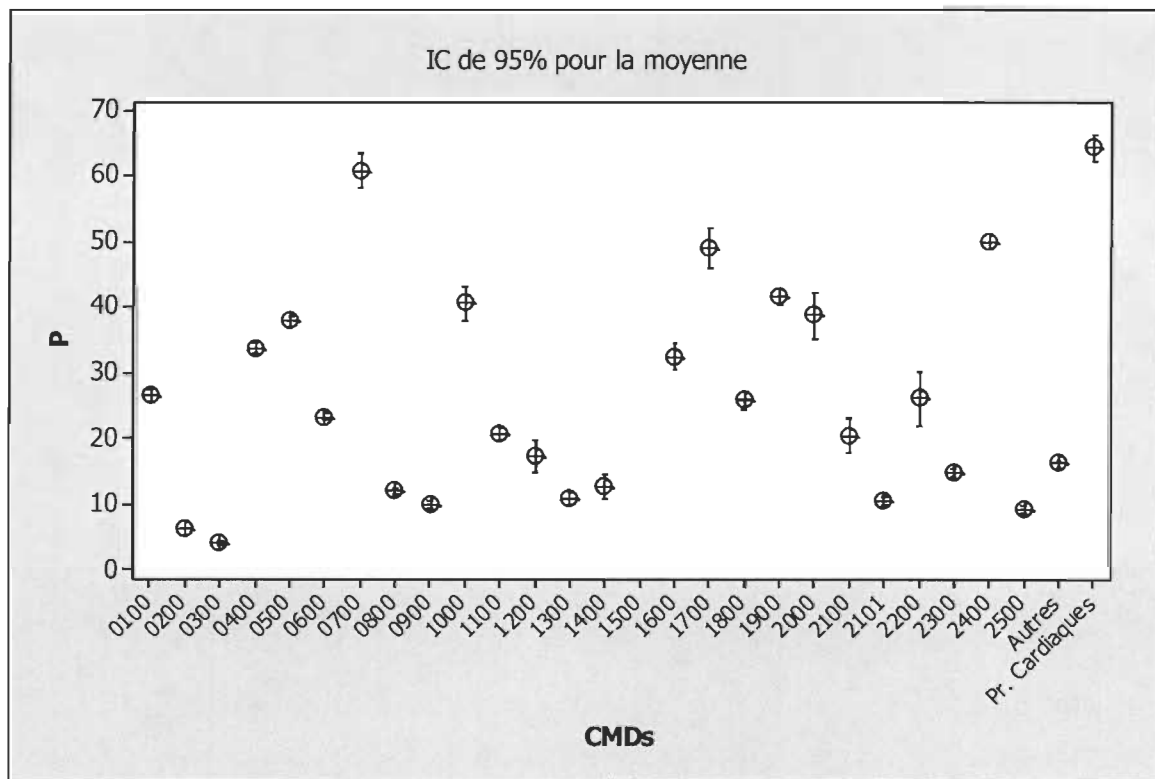
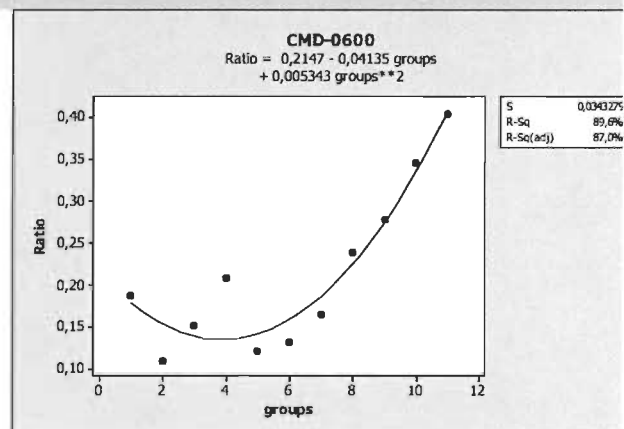
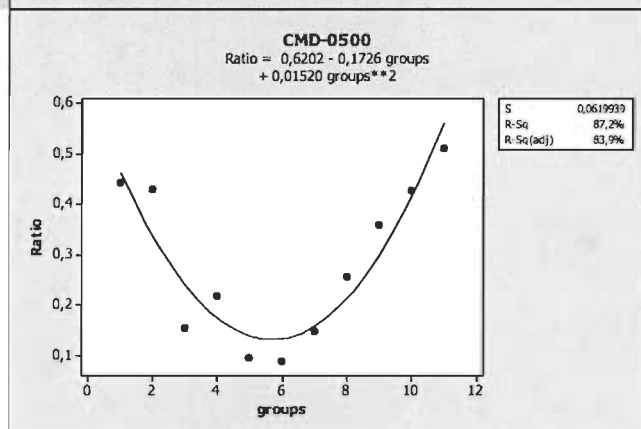
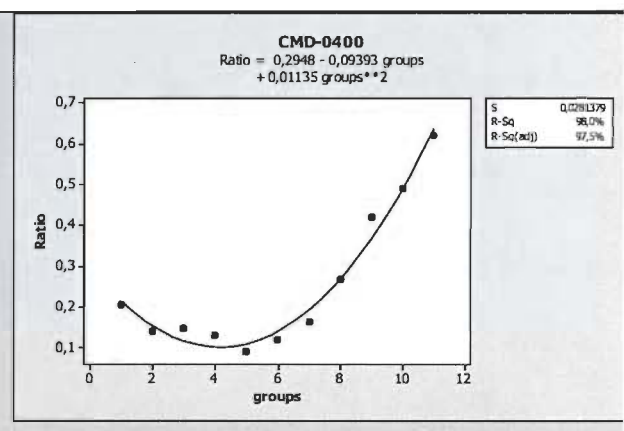
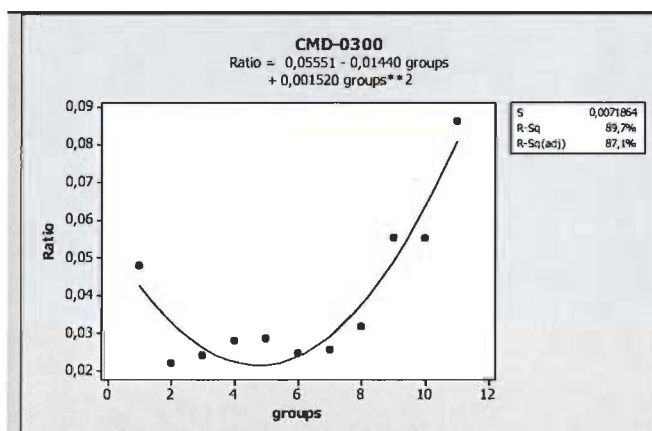
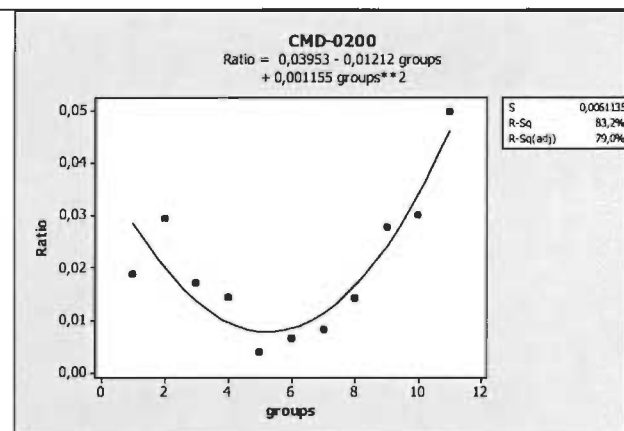
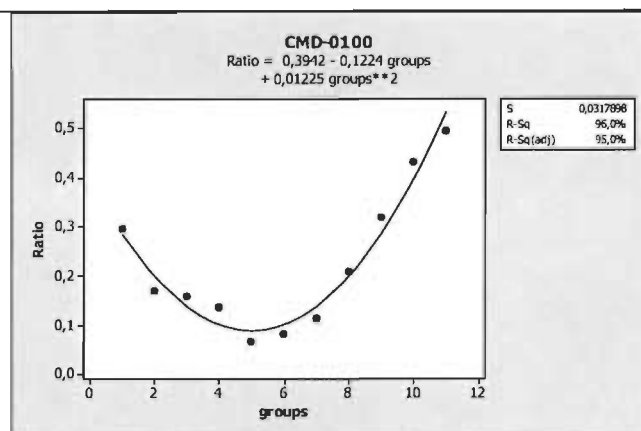


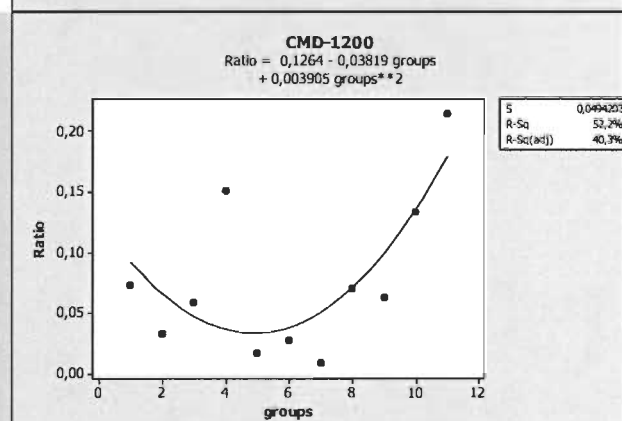
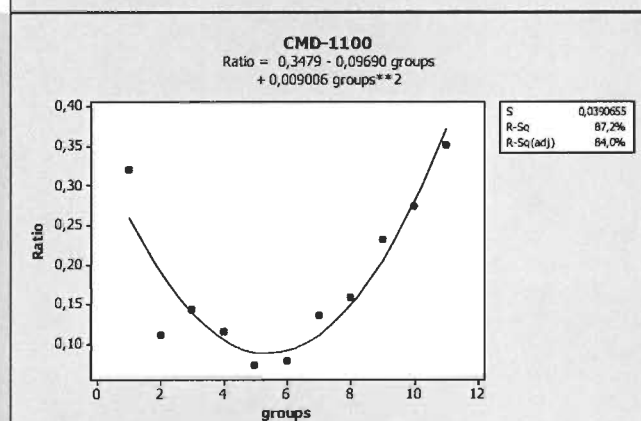
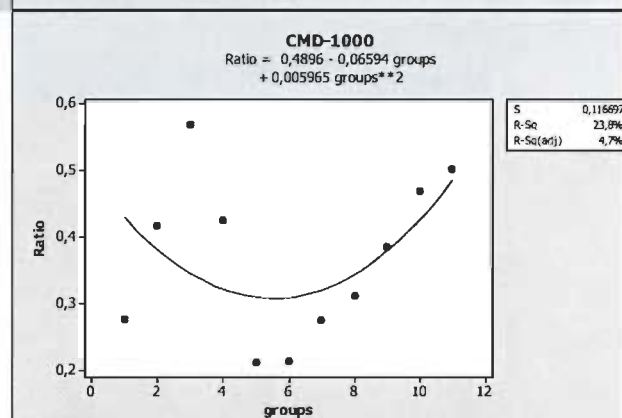
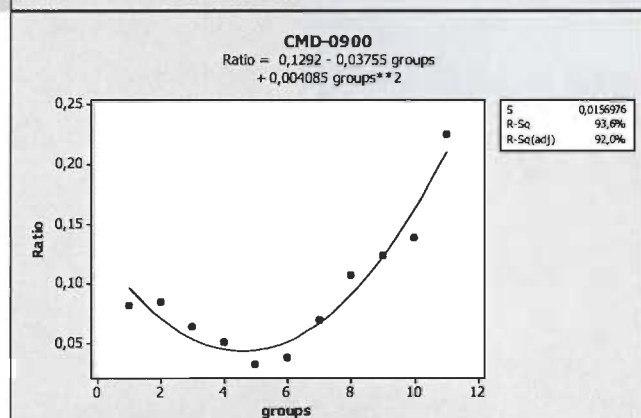
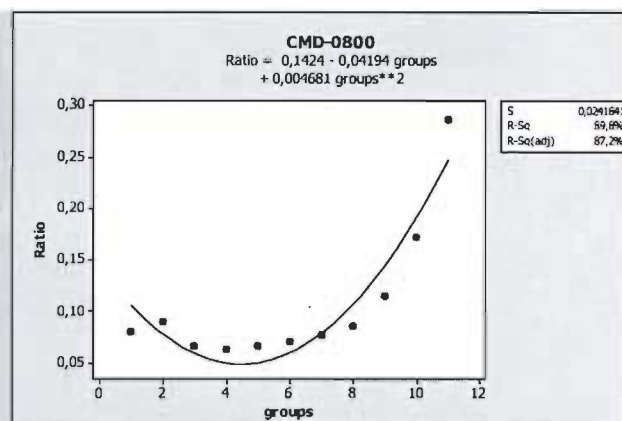
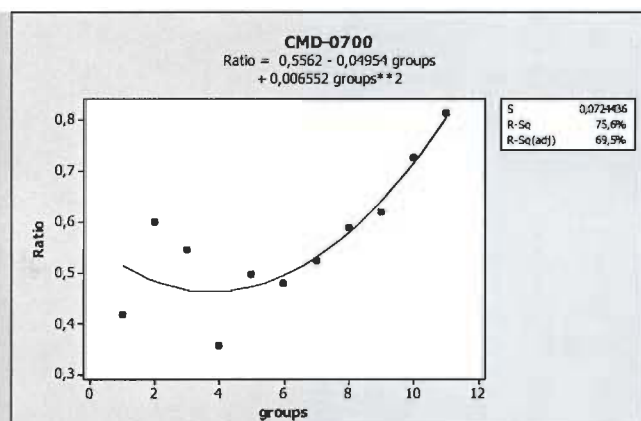
Fig. 4 –Admission Rate Intervals

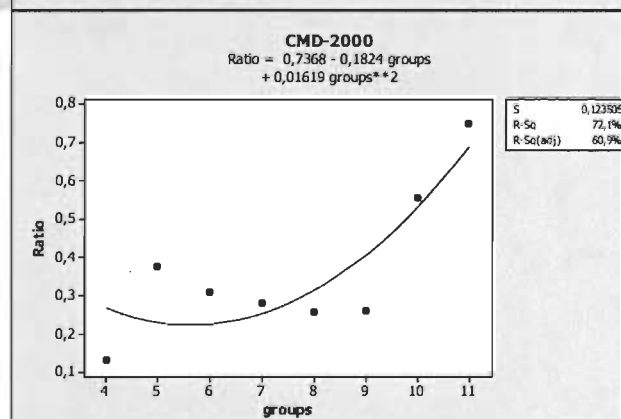
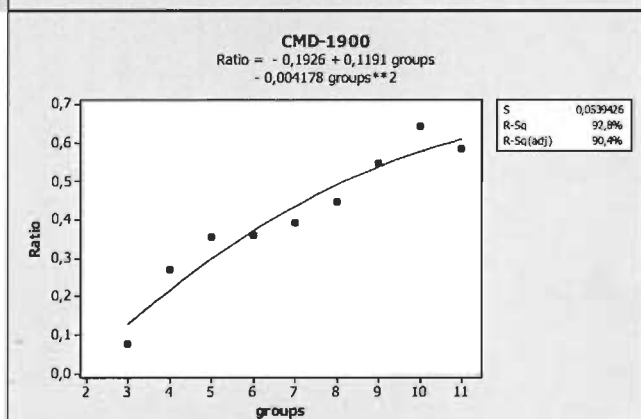
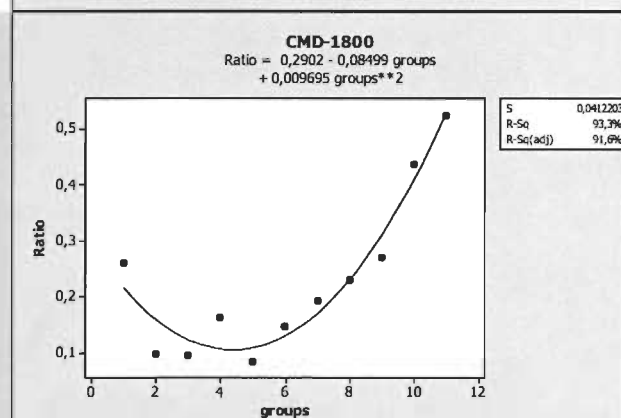
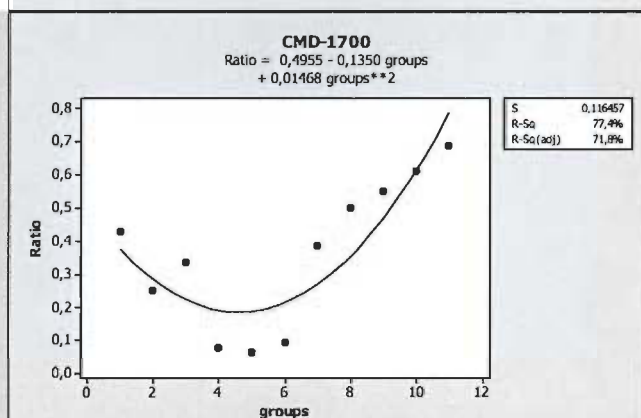
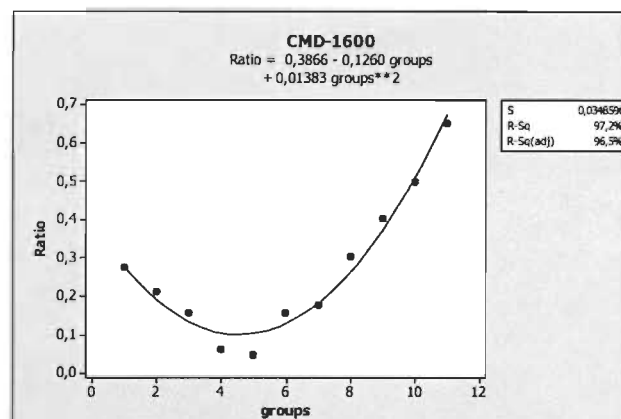
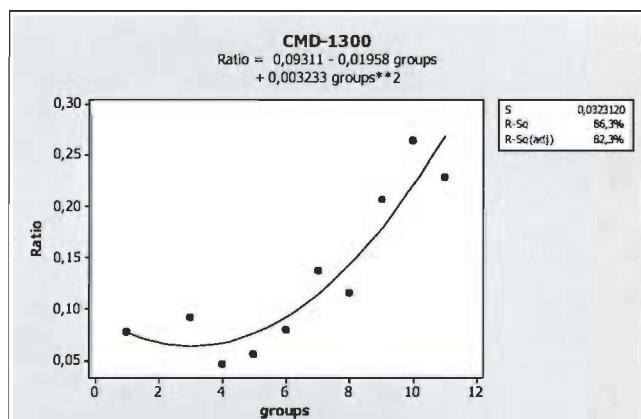
4.5 Short term admission rate prediction

This exercise aims to establish a forecasting tool for the collect of short term data regarding the number of patients waiting in the ED waiting room with potential possibilities to be admitted. In the studies of Peck et al. [13], a correlation study was performed for each MDC between age groups and the weekly percentage of admitted patients. Figure 5 shows good quadratic correlations ($R^2 > 87\%$) between age groups and admission ratios for the MDCs with more than 85% of total ED visits. Only the MDCs 1000 and 2200 have low correlation ($R^2 < 50\%$).

Managers and staff complain of a lack of visibility of the Emergency Department status. In this study, we were able to show some strong correlations between the admission rate and the combined variables (MDC, Age groups). This finding could help managers to trace a real time status of the ED after triage, and then help the admission departments and specialist doctors to react efficiently according to the situations.







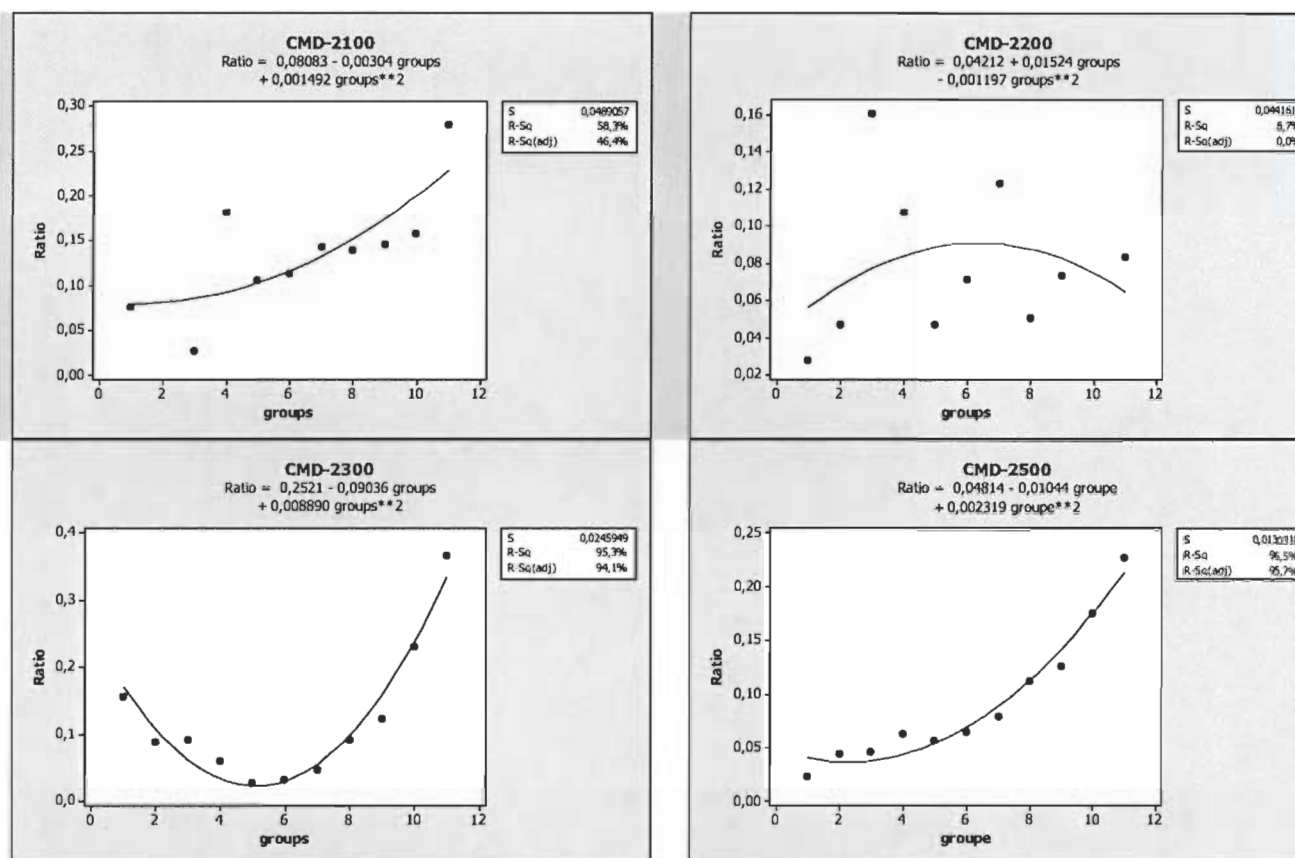


Fig. 5 – Correlations: age groups vs admission ratios per MDC

4.5.1 Limitations and practical considerations

The aim of the proposed models in this paper is to estimate the number of patients visiting the ED and the number of those who will be admitted. The time unit is the week and not the day as proposed in other works. Choosing the week as time unit avoid having time-series low values that are difficult to treat and also avoid generating non-accurate models. However the week could also be too long and not adequate to make short-term schedules (daily). This limitation may be improved by using weight factors of each day of the week.

In practice, predicting climatic variables over one week is not an easy task. The use of these variables as predictors may affect the quality of the linear regression models and the SARIMAX proposed in this work.

It should also be taken into consideration that this study did not include patients who visit the ED and leave before being seen by a doctor. This departure is often associated with long waiting periods. The number of patients who left the ED can be very important and significantly affect the quality of the proposed predictive models.

Finally, another limitation of this study is that the patients were treated in a regional teaching hospital in the province of Quebec, where almost all citizens have national health insurance with unrestricted access to emergency care. This should be considered when generalizing the findings of the study to other countries.

5. Conclusion

This study highlights the advantages offered by grouping the patients into Major Diagnostic Categories for patterns of ED visits and admission models.

In the first part of the study, three techniques are deployed to model the number of patients visiting ED for each MDC, namely SARIMA univariate linear regression, and multivariate SARIMA (SARIMAX). For the majority of the MDCs the multivariate SARIMA (SARIMAX) provides the best results with the lowest MAPE. The use of these different modeling techniques highlights the behavior of the time series of the number of patient visits to the ED.

Modeling the ED visits per MDC helps managers to better plan resources needed to meet demand. This MDC grouping approach does not affect the quality of the model in estimating the total number of visits.

The second part of this work aims to establish a model to estimate the rate of admitted patients. The number of admitted patients is a highly appreciated information by managers and when this number is allocated to each MDC, it allows a more accurate calculation of the necessary quantity of resources. Proper planning of the resources needed for hospitalizations has a positive effect on the admission of ED process, often identified as a bottleneck in the whole process of emergency. The number of patients admitted is not modeled as a time series as some authors have done [6], but as a product of the time series N_{kt} and the admission ratio r_{kt} , independent stochastic variables. It is shown that some of these variables are identifiable to normal distribution laws.

The study also finds significant correlations between the probabilities for a patient to be admitted and the age group he belongs to. This correlation could be used to set the real-time status of ED in order to improve the coordination between all the ED staff members.

References

1. A.G. Perry, K.M. Moore, L.E. Levesque, C.W.L. Pickett, M.J. Korenberg, A Comparison of Methods for Forecasting Emergency Department Visits for Respiratory Illness Using Telehealth Ontario Calls (Canadian Public Health Association, 2010)
2. S. Sadeghi, A. Barzi, N. Sadeghi, B. King, A Bayesian model for triage decision support, *Int. J. Med. Inform.* 75, 403–411 (2006)

3. P. Walsh, P. Cunningham, S.J. Rothenberg, S. O'Doherty, H. Hoey, R. Healy, An artificial neural network ensemble to predict disposition and length of stay in children presenting with bronchiolitis, *Eur. J. Emerg. Med.* 11, 259–264 (2004)
4. Yan Sun, Bee Hoon Heng, Seow Yian Tay, and Eillyne Seow, Predicting hospital admissions at emergency department triage using routine administrative data (*Soc. Acad. Emerg. Med.*, 2011)
5. J. Boyle, M. Jessup, J. Crilly, D. Green, J. Lind, M. Wallis, P. Miller, G. Fitzgerald, Predicting emergency department admissions, *Emerg. Med. J.* 29, 358–369 (2012)
6. G. Abraham, G.B. Byrnes, C.A. Bain, “Short-term forecasting of emergency inpatient flow”, *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.* 13, 380–388 (2009)
7. M. Wargon, E. Casalino, Bertrand Guidet, MD, From model to forecasting: A multicenter study in emergency departments (the Society for Academic Emergency Medicine, 2010)
8. C.-F. Chen, W.-H. Ho, H.-Y. Chou, S.-M. Yang, I.-T. Chen, H.-Y. Shi, Long-term prediction of emergency department revenue and visitor volume using autoregressive integrated moving average model, *Comput. Math. Methods Med.* 2011, 395690 (2011)
9. Hye Jin Kam, Jin Ok Sung, Woong Park, Prediction of daily patient numbers for a regional emergency medical center using time series analysis (The Korean Society of Medical Informatics, 2010)
10. Y. Sun, B.H. Heng, Y.T. Seow and E. Seow, Forecasting daily attendances at an emergency department to aid resource planning, *BMC Emerg. Med.* 9, 1 (2009)
11. L.M. Schweigler, J.S. Desmond, M.L. McCarthy, K.J. Bukowski, E.L. Ionides, J.G. Younger, Forecasting models of emergency department crowding (Society for Academic Emergency Medicine, 2009)
12. S.J. Spencer, T. Alun, R.S. Evans, S.J. Welch, P.J. Haug, G.L. Snow, Forecasting daily patient volumes in the emergency department (The Society for Academic Emergency Medicine, 2008)
13. J. Peck, S. Gaehde, J. Benneyan, S. Graves, D. Nightingale, Using prediction to improve patient flow in a health care delivery chain
14. Guide de gestion de l'unité d'urgence, ministère de la santé et des services sociaux, 2000
15. R.J. Nelson, G.E. Demas, S.L. Klein, L.J. Kriegsfeld, F. Bronson, Seasonal fluctuations in disease prevalence (Cambridge University Press, 2002, pp. 58-88)

16. N. Shlesinger, M. Schlesinger, Seasonal variation of rheumatic diseases, *Discov. Med.* 5, 64–69 (2005)
17. J.R. Broyles, J.K. Cochran, A queuing-base statistical approximation of hospital emergency department board- ing, in *Proc. of the 41st International Conference on Computers & Industrial Engineering*
18. Champion R, Kinsman LD, Lee GA, et al. Forecasting emergency department presentations. *Aust. Health Rev.* 31, 83–90 (2007)
19. N.R. Hoot et al., Forecasting emergency department crowd- ing: An external multicenter evaluation (The American College of Emergency Physicians, 2009)
20. M.L. McCarthy, S.L. Zeger, R. Ding, D. Aronsky, N.R. Hoot, G.D. Kelen, The challenge of predicting demand for emergency department services (The Society for Academic Emergency Medicine, 2008)
21. B.J. Morzuch, P. Geoffrey Allen, Forecasting hospital emergency department arrivals, in *Proc. of 26th Annual Symposium on Forecasting Santander, Spain, June 11–14, 2006*
22. Association qu'éb'écoise d'établissements de sant'é et de ser- vice sociaux, *Guide de gestion de l'urgence* (2006)
23. N.R. Hoot, D. Aronsky, Systematic review of emergency department crowding: Causes, effects, and solutions (The American College of Emergency Physicians, 2008)
24. D.W. Spaite, F. Bartholomeaux, J. Guisto, E. Lindberg, B. Hull, A. Eyherabide, S. Lanyon, E.A. Criss, T.D. Valenzuela, C. Conroy, Rapid process redesign in a university-based emergency department: Decreasing wait- ing time intervals and improving patient satisfaction, *Ann. Emerg. Med.* 39, 168–177 (2002)
25. D.R. Eitel, S.E. Rudkin, M.A. Malvey, J.P. Killeen, J.M. Pines, Improving service quality by understanding emer- gency department flow: a white paper and position state- ment prepared for the american academy of emergency medicine, *J. Emerg. Med.* 38, 70–79 (2010)
26. H. Beaulieu, J.A. Ferland, B. Gendron, P. Michelon, A mathematical programming approach for scheduling physi- cians in the emergency room, *Health Care Manag. Sci.* 3, 193–200 (2000)
27. Minist're de la Sant'é et des Services sociaux du Qu'ébec, *Rapport annuel de gestion 2010–2011*, 2011
28. Ordre des infirmi'eres et infirmiers du Qu'ébec, *Le triage `a l'urgence: lignes directrices pour l'infirmi'ere*, 2007
29. S.J. Welch, B.R. Asplin, S. Stone-Griffith, S.J. Davidson, J. Augustine, J. Schuur, Emergency department opera- tional metrics, measures and definitions: Results of the

second performance measures and benchmarking summit (The American College of Emergency Physicians, 2010)

30. Institut canadien d'information sur la santé, Temps d'attente et soins de santé au Canada : ce que nous savons et ce que nous ignorons, 2006
31. K. Grumbach, D. Keane, A. Bindman, Primary care and public emergency department overcrowding, *Am. J. Public Health* 83, 372–378 (1993)
32. S.J. Spencer, R.E. Scott, T.L. Allen, A. Thomas, P.J. Haug Shari, J. Welch C, G.L. Snow, A multivariate time series approach to modeling and forecasting demand in the emergency department, *J. Biomed. Inform.* 42, 123–139 (2009)
33. Ordre des infirmières et infirmiers du Québec, Lignes directrices pour l'infirmière pour le triage à l'urgence, Zotac Nvidia GeForce GTX 660 2GB DDR5 HDMI and Dual DVI
34. User Guide, Rats 7, Estima, 2007

ANNEXE II

MODÉLISATION ET SIMULATION D'UN DÉPARTEMENT D'URGENCE
MISE EN ŒUVRE DE DIVERS SCÉNARIOS D'AMÉLIORATION DU TEMPS DE
PASSAGE SELON UN PLAN D'EXPÉRIMENTATION

Modélisation et simulation d'un département d'urgence – Mise en œuvre de divers scénarios d'amélioration du temps de passage selon un plan d'expérimentation.

Abdeljelil Aroua¹, Georges Abdul-Nour¹

¹Industrial engineering dept. Université du Québec à Trois-Rivières, Canada

Contact: Abdeljelil.aroua@uqtr.ca, georges.abdounour@uqtr.ca

Résumé

Ce travail est une étude de cas qui a pour objectif de mettre en œuvre l'outil de la simulation pour évaluer un ensemble de scénarios issue de la littérature et des rencontres avec des gestionnaires d'un département d'urgence. Le but est d'évaluer l'impact de chaque idée d'amélioration sélectionnée sur le temps de passage des patients dans le département d'urgence. Une série de simulations basée sur un plan d'expérimentation est conduite afin d'établir les sensibilités des temps d'attente à ces idées. L'intégration du Fast Tracking dans les processus de l'urgence de l'hôpital a contribué positivement à la réduction des temps de passage pour les patients admis (-0.84 heures soit 7%) et pour les patients non admis (-1.19 heures soit 16.6%). Pour les patients admis, la variable « délai d'attente pour admission » est la variable la plus significative et une réduction de 40% de ce délais permet une réduction de jusqu'à 1,72 heures (13.6%). Pour les patients non admis, la variable la plus significative est les délais d'attente sous-observation. La création d'une unité d'observation permet une réduction de jusqu'à 1,41 heures (19%) du temps de passage. Les variables d'influence demeurent les mêmes pour les trois périodes de l'année avec le même ordre d'influence.

Abstract

This work is a case study that aims to implement the tool of simulation to evaluate a set of outcome scenarios from literature and meetings with managers of an emergency department. The aim is to assess the impact of each improvement idea featured on patient's throughput in the emergency department. A series of simulations based on experimental design is conducted to determine the sensitivities of the throuput to these ideas. The integration of Fast Tracking in the hospital emergency process has positively contributed to the reduction of throughput times for admitted patients (-0.84 hours or 7%) and for non-admitted patients (-1.19 hours or 16.6%). For admitted patients, the variable "waiting time for admission" is the most significant variable and a 40% reduction of this time allows a reduction of up to 1.72 hours (13.6%). For non-admitted patients, the most significant variable is the under-observation timeouts. The creation of an observation/short stay unit allows a reduction of up to 1.41 hours (19%) of the throughput time. The influencing variables remain the same for the three periods of the year with the same order of influence.

Mots Clés : Simulation, Département d'urgence, emergency department, temps de passage, Throughput time.

Introduction

Le département d'urgence dans les hôpitaux est souvent sujet de questionnement sur l'efficacité de son fonctionnement. Ce questionnement est une conséquence du surpeuplement des départements d'urgence et des longues durées d'attente. Ce phénomène complique l'atteinte des objectifs des hôpitaux et des gouvernements qui visent à assurer un bon service de soins; efficace, sécuritaire et équitable à tous les citoyens.

Trois types de facteurs sont la source des surpopulations des hôpitaux; facteurs d'entrée, facteurs de débit et facteurs de sortie. Les facteurs d'entrée sont le nombre de visites des patients et la distribution des fréquences des visites dans le temps. Les facteurs de débit sont associés souvent aux manques d'efficacité à gérer les ressources comme le personnel de soin et les lits. Et finalement les facteurs de sortie sont les processus d'admission et la capacité des hôpitaux à hospitaliser des nouveaux patients.

Apporter des changements aux facteurs de débit d'un tel département pour mieux répondre aux besoins de soins représente une décision d'envergure. En effet ce département est régi par des pratiques très réglementées, une structure très complexe, un mode de fonctionnement en continue et des investissements importants. Il est clair que les gestionnaires voulant apporter des changements doivent avoir un taux élevé de certitude des améliorations conséquentes.

La simulation, qui permet d'avoir une représentation d'un tel système devient un outil de choix pour mettre en œuvre, artificiellement, divers changements aux processus du département d'urgence sans devoir subir des investissements et énergies.

Problématiques et objectifs

Cet article a pour vocation de mettre en œuvre des scénarios d'amélioration à travers des simulations représentant un cas réel d'un département d'urgence. Les résultats issus des simulations serviront à mieux comprendre la sensibilité des temps de passage des patients aux améliorations sélectionnées.

Revue de littérature

Simulation

Ces dernières années, la simulation a été largement utilisée dans les travaux visant à améliorer les départements d'urgence. Déjà en 2008, plus d'une centaine d'ouvrage ont fait l'objet de simulation d'un département d'urgence selon Jeffery K. Cochran et al., 2009 [11]. Un nombre facile à justifier à cause de la lourdeur procédurale des processus d'urgence, les coûts d'implantations de nouveaux systèmes et la résistance aux changements. La simulation, qui est une représentation artificielle d'un système, permet de visualiser le comportement de ce dernier suite à l'introduction de changements, ainsi, toute modification apportée à un système réel a déjà fait l'objet d'observations et validation.

Amélioration des temps de passage des patients

Les temps d'attentes excessifs et la surpopulation aux urgences ont suscité l'intérêt de plusieurs auteurs et les a motivé à creuser d'avantage pour ressortir des idées d'amélioration. Plusieurs approches et orientations de traitement du problème sont citées dans la littérature. Le mandat de ce travail n'est pas d'établir une liste de toutes les idées publiées pour l'amélioration des temps d'attente aux urgences, mais d'énumérer quelques-unes souvent mentionnées. Dans cet ouvrage, ces idées sont regroupées en deux volets principaux; amélioration des

flux des patients comme un problème de files d'attente et la réingénierie des processus du DU et des départements connexes.

Amélioration des flux des patients comme un problème de files d'attente :

Cette approche est l'une des plus citée dans la littérature lorsqu'on parle de réduction des temps d'attente et l'amélioration des flux. La méthode est souvent déployée sans nécessairement changer les volumes des ressources ou apporter des nouveaux investissements. La première idée souvent décrite dans la littérature et qui a déjà fait ses preuves est le « FastTracking ». Proposée par Alavi-Moghaddam M et al. [4] et J Considine et al., 2008 [18] et plusieurs autres auteurs, elle est considérée comme une solution pratique et efficace pour réduire les files d'attente. Erik M. W. Kolb et al., 2008 [12] proposent l'ajout de zones tampon de certaines tailles pour décongestionner le département d'urgence et améliorer le flux des patients. Linda V. Green et al., 2006 [12] ont étudié le problème des temps d'attente par une gestion des files d'attentes. Jeffery K. Cochran et al., 2009 [11] ont introduit dans leur modèle mathématique des files d'attentes aux urgences la notion de « Multi-Class Queuing Network » incorporant ainsi des variables stochastiques tels que la gravité de l'état des patients (5 niveaux) ainsi que les probabilités des admissions. James R. Broyles et al., 2011 [10] intègrent les départements d'hospitalisation au département d'urgence dans le problème de l'amélioration des files d'attente. Leur méthodologie est de voir l'hôpital comme des files d'attente markovienne à deux multiserveurs en série.

L'amélioration des temps d'attente par une réingénierie des processus de l'hôpital et la pensée Lean :

La réingénierie des processus et la pensée Lean sont des philosophies qui prennent de l'envergure depuis quelques années dans les hôpitaux. Ces pensées apportent une nouvelle vision sur comment devrait fonctionner quelques processus de l'hôpital. Selon les observations d'Eric W. Dickson et al., 2009 [7], l'application du lean par le personnel travaillant peut apporter des améliorations des délais d'attente dans les DU. David NG et al. [17] montrent que l'implantation du Lean au processus d'urgence a réduit la durée de voir un médecin de 111 minutes à 89 minutes et la durée totale de séjour des patients non hospitalisés de 3.6 heures à 2.8 heures.

Ci-dessous nous listons des idées suite à la revue bibliographique.

Tableau 1 – Listes des idées d'amélioration issues de la littérature

Objet de l'amélioration	Description	Auteurs
Changement horaire du Staff	Lien entre les temps d'attente et la gestion des ressources	Soemon Takakuwa et al., 2004 [19]
	Changement horaire du staff et efficacité du DU.	Linda V. Green [16]
Processus du triage	TRIAD (rapid initial Assessment by doctor	Y F Choi et al., 2006 [20]
		F Subash et al., 2004 [8]
	Prédiction profil patient au triage	Allan Cameron et al., 2013 [4]
		Catharine W. Burt et al. [5]

Consultation des médecins spécialistes	Disponibilité des médecins spécialiste sur appel et impact sur les temps d'attente.	Richard Niska, M.D. et al., 2010 [15]
Processus d'admission des patients	Impact du temps d'attente pour admission sur le temps total de passage au DU.	Alan J. Forster, MD, MSc et al., 2003 [3]
		Niels K. Rathlev MD. et al., 2004 [14]
Concept de l'unité d'observation	Impact positif (temps d'attente et financier) d'un département d'observation et admission courte durée.	A. Juan et al., 2006 [2]
		Christopher W. Baugh et al., 2011 [6]
Processus externes	Processus tests et RX et interaction avec le DU	Lorne L. Holland et al., 2005 [13]
	Nombre de lit dans l'hôpital vs temps d'attente au DU.	Alan J. Forster, MD, MSc et al., 2003 [3]

Méthodologie

Modélisation de l'Urgence du Centre Hospitalier de l'université de Sherbrooke - Fleurimont

Le Centre Hospitalier de l'Université de Sherbrooke (CHUS) – Fleurimont est un hôpital affilié à l'université de Sherbrooke et accueille chaque année plus de 40,000 patients à son département d'urgence.

La modélisation est le fruit d'observations menées dans le département d'urgence et de la collaboration de l'équipe du LEAN du CHUS. On distingue plusieurs profils de patients qui définissent des flots différents à travers les processus et activités du département d'urgence et consomment des ressources en quantités distinctes. Ce profil de patients est au fait une combinaison des attributs suivants:

- Patient adulte/enfant,
- Patient ambulant/civière,
- Patient sans consultation/avec consultation,
- Patient Admis/non admis,
- Catégorie Majeure de diagnostic qui définit le type de problème de santé,
- Patient ayant quitté avant d'avoir vu un médecin/ayant vu un médecin.

Pour un patient ambulant et à sa rentrée à l'urgence, une infirmière au triage procède à son évaluation selon l'échelle canadienne de triage (ETG). C'est suite à ce triage qu'un ordre de priorité de 1 à 5 est attribué à ce patient. Il doit converger vers une salle d'attente et attendre qu'on l'appelle pour être vu par un médecin d'urgence. Des patients jugés non autonomes, pourront se faire assignés à une civière; c'est le cas souvent des patients âgés. Le CHUS Fleurimont dispose de 6 salles d'examen qui ne sont pas polyvalents (voir tableau). Une fois examiné, le médecin est amené à prendre plusieurs décisions entre autre, si des examens et tests sont nécessaires, si le patient nécessite qu'il soit vu par un médecin spécialiste, si le patient doit être hospitalisé ou être gardé sous observations pour quelques heures, si le patient peut rentrer chez lui ...etc. La figure 3 Résume le processus de traitement de patients.

Ressources

Seules les ressources jugées critiques et risque d'être goulots d'étranglement sont considérées dans la modélisation. Cette décision est prise en concert avec des gestionnaires du département d'urgence du CHUS Fleurimont. Cette décision pourrait alléger la complexité du modèle de simulation.

Processus

On distingue plusieurs processus impliqués dans le traitement des patients au sein du département d'urgence. Ces processus représentent un ensemble d'activités inter-reliées et consommant des ressources qu'ils partagent parfois. Ces processus sont le triage et enregistrement, le premier examen (patients ambulant), processus du premier examen (patient sur civière), processus RX et tests sanguin, processus de consultation et processus d'admission. Deux processus ont été ajoutés dans la modélisation sur ARENA. Le premier est le processus d'arrivée, qui permet de définir l'heure d'arrivée des patients ainsi que l'affectation d'attributs. Le deuxième processus est le processus de sortie qui permet d'extraire les données sur les patients pour des fins d'analyse.

Validation

La modélisation conceptuelle de l'urgence est basée sur les entretiens et observations menés au sein du département d'urgence du CHUS et sur la cartographie de la chaîne de valeur fournie par l'équipe Lean du CHUS. La modélisation numérique a été faite sur le logiciel ARENA.

La validation finale du modèle est faite en deux étapes. La première étape consiste à faire une simulation avec un petit échantillon de patients et vérifier et valider le flux de ces patients. La deuxième étape est le lancement d'une simulation durant une année de visites et en calculer le MAPE comme mesure de la qualité du modèle et sa capacité à représenter le modèle réel. Cette mesure est calculée pour deux types de patients; patients admis et patients non-admis.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{T_{kn} - \tilde{T}_{kn}}{\tilde{T}_{kn}} \right| \quad (1)$$

Où N le nombre de jours de la simulation égale à 365 jours.

n: indice du jour

k : type de patient admis ou non admis

T_{kn} la durée moyenne journalière de passage par l'urgence pour le jour n d'un patient de type k selon la simulation.

\tilde{T}_{kn} : la durée moyenne journalière réelle de passage par l'urgence pour le jour n d'un patient de type k selon la simulation.

Suite au lancement des simulations, Les MAPEs calculés pour la durée d'une année est de 19% pour les patients admis et 14% pour les patients non admis.

Plan d'expérimentation

Le but de ce travail est de répondre à la question : « qu'arrivera-t-il si? » en faisant appel à différents scénarios d'amélioration. Les scénarios d'amélioration sont en partie choisis de la revue bibliographique et en partie proposés par le personnel de l'urgence. Le choix de ces scénarios est aussi guidé par une analyse préliminaire des attributs des patients décrits ci-haut.

Ces idées sont décrites dans le tableau 4. Le plan expérimental a été établi selon la méthode Taguchi pour 5 variables à 3 niveaux chaque.

Selon le travail de Aroua et al. 2015 [1], il a été établi que la fréquence des pathologies que présentent les patients (répartis en CMD) varie durant l'année et on peut voir des périodes de croissance et des périodes de déclin. Aussi, et durant le même travail, il a été montré que le taux d'admission varie d'un CMD à l'autre.

Suite à ces faits, les simulations seront sur 3 périodes différentes de l'année soit [mai, juin, juillet et août], [Septembre, octobre, novembre et décembre] et [Janvier, février, mars et avril]. Analyser les données des simulations sur 3 périodes différentes de l'année permettra d'évaluer l'interaction entre la période de l'année et les scénarios sélectionnés.

Résultats, analyse et discussion

Ce travail tente de répondre à la question « qu'arrivera si », et ce en faisant appel à divers scénarios d'amélioration et en se basant sur l'historique des arrivées des patients, leurs dispositions et leurs départs.

L'analyse de la variance des moyennes des temps de passage obtenus de la simulation permet de conclure que :

- Indépendamment de la période de l'année, Pour les patients admis, les variables en ordre d'influence sur le temps de passage sont l'attente d'admission le Fast Tracking et l'attente pour consultation. L'ajout de fauteuils et l'amélioration des temps d'observation (respectivement $p=0.164$, $p=0.6$) ne représentent pas des variables d'influence.
- Pour les patients admis, les variables en ordre d'influence sont le processus d'admission, le Fast Tracking et l'attente pour consultation. Cet ordre d'influence est le même pour toute les périodes. Ni l'ajout de fauteuils ni l'amélioration des temps d'admission (respectivement période 1 : $p=0.677$, $p=0.859$; période 2 : $p=0.698$, $p=0.384$; période 3 : $p=0.585$, $p=0.851$), ne représentent des variables d'influence.
- Pour les patients non admis, les variables d'influence sont le processus d'observation, Le fast Tracking et le processus de consultation. Cet ordre d'influence est le même pour toute les périodes. Le nombre de fauteuils et l'amélioration des délais d'admission ne représentent pas des variables d'influence pour toutes les périodes (respectivement Période 1 : $p=0.552$, $p=0.891$; période 2 : $p=0.423$, $p=0.501$; période 3 : $p=0.295$, $p=0.497$).

Tableau 2 – Listes des idées d'amélioration sélectionnées

Variables	Valeurs	Description
Fast Track	1 - Sans Fasttrack	État actuel
	2- Avec Fast track interne	FastTrack en utilisant les ressources internes (médecins, infirmière, ...etc)
	3- Avec Fasttrack externe	FastTrack en transférant les patients à une clinique externe entre 8h00 et 20h00.
Fauteuil de repos	1- Sans fauteuils de repos	Ces fauteuils sont plutôt destinés aux patients sous observation qui en théorie leurs états ne nécessite pas une civière, mais un fauteuil de repos.
	2- Avec 6 fauteuils de repos	
	3- Avec 12 fauteuil de repos	
Temps d'attente des médecins spécialiste	1- Sans réduction	L'attente de spécialistes pour consultation demandé par le médecin urgentologue, peut s'avérer longue.
	2- Avec réduction de 20% des temps d'attente actuels	
	3- Avec réduction de 40% des temps d'attente actuels	
Temps d'attente pour admission	1- Sans réduction	
	2- Avec réduction de 20% des temps d'attente actuels	
	3- Avec réduction de 40% des temps d'attente actuels	
Attente des patients sous observation	1- Sans réduction	
	2- Avec réduction de 30% des temps d'attente actuels	
	3- Avec unité d'observation	Ajout d'un département ou unité d'observation à l'hôpital pour prendre en charge les patients avec séjour de courte durée (moins de 24 heures).

Tableau 3 - ANOVA du temps moyen de passage: Période 1

Temps de passage de patients admis (Période 1)	Temps de passage de patients non admis (Période 1)																																																																																																																
<p>Analysis of Variance for Means</p> <table><tr><th>Source</th><th>DF</th><th>Seq SS</th><th>Adj SS</th><th>Adj MS</th><th>F</th><th>P</th></tr><tr><td>FT_1</td><td>2</td><td>5.0875</td><td>5.0875</td><td>2.54374</td><td>54.65</td><td>0.000</td></tr><tr><td>Faut_1</td><td>2</td><td>0.1885</td><td>0.1885</td><td>0.09424</td><td>2.02</td><td>0.164</td></tr><tr><td>Consult_1</td><td>2</td><td>0.5085</td><td>0.5085</td><td>0.25424</td><td>5.46</td><td>0.016</td></tr><tr><td>Adm_1</td><td>2</td><td>13.3247</td><td>13.3247</td><td>6.66233</td><td>143.14</td><td>0.000</td></tr><tr><td>Obs_1</td><td>2</td><td>0.0492</td><td>0.0492</td><td>0.02458</td><td>0.53</td><td>0.600</td></tr><tr><td>Residual Error</td><td>16</td><td>0.7447</td><td>0.7447</td><td>0.04654</td><td></td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>26</td><td>19.9029</td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr></table>	Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P	FT_1	2	5.0875	5.0875	2.54374	54.65	0.000	Faut_1	2	0.1885	0.1885	0.09424	2.02	0.164	Consult_1	2	0.5085	0.5085	0.25424	5.46	0.016	Adm_1	2	13.3247	13.3247	6.66233	143.14	0.000	Obs_1	2	0.0492	0.0492	0.02458	0.53	0.600	Residual Error	16	0.7447	0.7447	0.04654			Total	26	19.9029					<p>Analysis of Variance for Means</p> <table><tr><th>Source</th><th>DF</th><th>Seq SS</th><th>Adj SS</th><th>Adj MS</th><th>F</th><th>P</th></tr><tr><td>FT_1</td><td>2</td><td>7.4840</td><td>7.4840</td><td>3.74201</td><td>80.61</td><td>0.000</td></tr><tr><td>Faut_1</td><td>2</td><td>0.0573</td><td>0.05727</td><td>0.02863</td><td>0.62</td><td>0.552</td></tr><tr><td>Consult_1</td><td>2</td><td>0.5363</td><td>0.53629</td><td>0.26814</td><td>5.78</td><td>0.013</td></tr><tr><td>Adm_1</td><td>2</td><td>0.0108</td><td>0.01082</td><td>0.00541</td><td>0.12</td><td>0.891</td></tr><tr><td>Obs_1</td><td>2</td><td>9.0691</td><td>9.06909</td><td>4.53454</td><td>97.69</td><td>0.000</td></tr><tr><td>Residual Error</td><td>16</td><td>0.7427</td><td>0.74271</td><td>0.04642</td><td></td><td></td></tr><tr><td>Total</td><td>26</td><td>17.9002</td><td></td><td></td><td></td><td></td></tr></table>	Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P	FT_1	2	7.4840	7.4840	3.74201	80.61	0.000	Faut_1	2	0.0573	0.05727	0.02863	0.62	0.552	Consult_1	2	0.5363	0.53629	0.26814	5.78	0.013	Adm_1	2	0.0108	0.01082	0.00541	0.12	0.891	Obs_1	2	9.0691	9.06909	4.53454	97.69	0.000	Residual Error	16	0.7427	0.74271	0.04642			Total	26	17.9002				
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P																																																																																																											
FT_1	2	5.0875	5.0875	2.54374	54.65	0.000																																																																																																											
Faut_1	2	0.1885	0.1885	0.09424	2.02	0.164																																																																																																											
Consult_1	2	0.5085	0.5085	0.25424	5.46	0.016																																																																																																											
Adm_1	2	13.3247	13.3247	6.66233	143.14	0.000																																																																																																											
Obs_1	2	0.0492	0.0492	0.02458	0.53	0.600																																																																																																											
Residual Error	16	0.7447	0.7447	0.04654																																																																																																													
Total	26	19.9029																																																																																																															
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P																																																																																																											
FT_1	2	7.4840	7.4840	3.74201	80.61	0.000																																																																																																											
Faut_1	2	0.0573	0.05727	0.02863	0.62	0.552																																																																																																											
Consult_1	2	0.5363	0.53629	0.26814	5.78	0.013																																																																																																											
Adm_1	2	0.0108	0.01082	0.00541	0.12	0.891																																																																																																											
Obs_1	2	9.0691	9.06909	4.53454	97.69	0.000																																																																																																											
Residual Error	16	0.7427	0.74271	0.04642																																																																																																													
Total	26	17.9002																																																																																																															
<p>Main Effects Plot for Means Data Means</p> <table><caption>Main Effects Plot for Means (Admitted Patients)</caption><thead><tr><th>Factor</th><th>Level</th><th>Mean of Means</th></tr></thead><tbody><tr><td rowspan="3">FT_1</td><td>1</td><td>12.05</td></tr><tr><td>2</td><td>12.05</td></tr><tr><td>3</td><td>11.15</td></tr><tr><td rowspan="3">Faut_1</td><td>1</td><td>11.85</td></tr><tr><td>2</td><td>11.75</td></tr><tr><td>3</td><td>11.70</td></tr><tr><td rowspan="3">Consult_1</td><td>1</td><td>11.95</td></tr><tr><td>2</td><td>11.75</td></tr><tr><td>3</td><td>11.75</td></tr><tr><td rowspan="3">Adm_1</td><td>1</td><td>12.95</td></tr><tr><td>2</td><td>11.75</td></tr><tr><td>3</td><td>10.85</td></tr><tr><td rowspan="3">Obs_1</td><td>1</td><td>11.70</td></tr><tr><td>2</td><td>11.75</td></tr><tr><td>3</td><td>11.80</td></tr></tbody></table>	Factor	Level	Mean of Means	FT_1	1	12.05	2	12.05	3	11.15	Faut_1	1	11.85	2	11.75	3	11.70	Consult_1	1	11.95	2	11.75	3	11.75	Adm_1	1	12.95	2	11.75	3	10.85	Obs_1	1	11.70	2	11.75	3	11.80	<p>Main Effects Plot for Means Data Means</p> <table><caption>Main Effects Plot for Means (Not Admitted Patients)</caption><thead><tr><th>Factor</th><th>Level</th><th>Mean of Means</th></tr></thead><tbody><tr><td rowspan="3">FT_1</td><td>1</td><td>7.10</td></tr><tr><td>2</td><td>6.95</td></tr><tr><td>3</td><td>5.85</td></tr><tr><td rowspan="3">Faut_1</td><td>1</td><td>5.55</td></tr><tr><td>2</td><td>5.45</td></tr><tr><td>3</td><td>5.50</td></tr><tr><td rowspan="3">Consult_1</td><td>1</td><td>6.10</td></tr><tr><td>2</td><td>5.95</td></tr><tr><td>3</td><td>5.75</td></tr><tr><td rowspan="3">Adm_1</td><td>1</td><td>5.50</td></tr><tr><td>2</td><td>5.55</td></tr><tr><td>3</td><td>5.55</td></tr><tr><td rowspan="3">Obs_1</td><td>1</td><td>7.45</td></tr><tr><td>2</td><td>5.75</td></tr><tr><td>3</td><td>5.85</td></tr></tbody></table>	Factor	Level	Mean of Means	FT_1	1	7.10	2	6.95	3	5.85	Faut_1	1	5.55	2	5.45	3	5.50	Consult_1	1	6.10	2	5.95	3	5.75	Adm_1	1	5.50	2	5.55	3	5.55	Obs_1	1	7.45	2	5.75	3	5.85																																				
Factor	Level	Mean of Means																																																																																																															
FT_1	1	12.05																																																																																																															
	2	12.05																																																																																																															
	3	11.15																																																																																																															
Faut_1	1	11.85																																																																																																															
	2	11.75																																																																																																															
	3	11.70																																																																																																															
Consult_1	1	11.95																																																																																																															
	2	11.75																																																																																																															
	3	11.75																																																																																																															
Adm_1	1	12.95																																																																																																															
	2	11.75																																																																																																															
	3	10.85																																																																																																															
Obs_1	1	11.70																																																																																																															
	2	11.75																																																																																																															
	3	11.80																																																																																																															
Factor	Level	Mean of Means																																																																																																															
FT_1	1	7.10																																																																																																															
	2	6.95																																																																																																															
	3	5.85																																																																																																															
Faut_1	1	5.55																																																																																																															
	2	5.45																																																																																																															
	3	5.50																																																																																																															
Consult_1	1	6.10																																																																																																															
	2	5.95																																																																																																															
	3	5.75																																																																																																															
Adm_1	1	5.50																																																																																																															
	2	5.55																																																																																																															
	3	5.55																																																																																																															
Obs_1	1	7.45																																																																																																															
	2	5.75																																																																																																															
	3	5.85																																																																																																															

Tableau 4 - ANOVA du temps moyen de passage: Période 2

Temps de passage de patients admis (Période 2)						
Analysis of Variance for Means						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
FT_1	2	3.8749	3.8749	1.93744	144.57	0.000
Fault_1	2	0.0099	0.0099	0.00494	0.37	0.688
Consult_1	2	0.5659	0.5659	0.28296	21.11	0.000
Adm_1	2	11.2717	11.2717	5.63583	420.55	0.000
Obs_1	2	0.0273	0.0273	0.01363	1.02	0.384
Residual Error	16	0.2144	0.2144	0.01340		
Total	26	15.9540				

Temps de passage de patients non admis (Période 2)						
Analysis of Variance for Means						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
FT_1	2	5.7831	5.78314	2.89157	54.66	0.000
Fault_1	2	0.0961	0.09614	0.04807	0.91	0.423
Consult_1	2	0.5127	0.51267	0.25634	4.85	0.023
Adm_1	2	0.0763	0.07627	0.03814	0.72	0.501
Obs_1	2	8.1076	8.10761	4.05380	76.63	0.000
Residual Error	16	0.8465	0.84646	0.05290		
Total	26	15.4223				

Main Effects Plot for Means
Data Means

Factor	Level	Mean of Means
FT_1	1	12.1
	2	12.15
	3	11.2
Fault_1	1	11.8
	2	11.85
	3	11.8
Consult_1	1	12.0
	2	11.9
	3	11.7
Adm_1	1	12.7
	2	11.8
	3	11.0
Obs_1	1	11.8
	2	11.85
	3	11.8

Main Effects Plot for Means
Data Means

Factor	Level	Mean of Means
FT_1	1	7.2
	2	7.15
	3	6.2
Fault_1	1	6.8
	2	6.7
	3	6.85
Consult_1	1	7.0
	2	6.8
	3	6.6
Adm_1	1	6.6
	2	6.7
	3	6.6
Obs_1	1	7.5
	2	6.9
	3	6.1

Tableau 5 - ANOVA du temps moyen de passage: Période 3

Temps de passage de patients admis (Période 3)							Temps de passage de patients non admis (Période 3)						
Analysis of Variance for Means							Analysis of Variance for Means						
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P	Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	F	P
FT_1	2	3.0789	3.07890	1.53945	114.13	0.000	FT_1	2	4.4097	4.40969	2.20484	72.82	0.000
Fault_1	2	0.0149	0.01494	0.00747	0.55	0.585	Fault_1	2	0.0798	0.07980	0.03990	1.32	0.295
Consult_1	2	0.6029	0.60290	0.30145	22.35	0.000	Consult_1	2	0.4934	0.49342	0.24671	8.15	0.004
Adm_1	2	9.8570	9.85699	4.92849	365.39	0.000	Adm_1	2	0.0443	0.04429	0.02214	0.73	0.497
Obs_1	2	0.0047	0.00472	0.00236	0.17	0.841	Obs_1	2	7.6146	7.61460	3.80730	125.74	0.000
Residual Error	16	0.2158	0.21581	0.01349			Residual Error	16	0.4845	0.48447	0.03028		
Total	26	13.7743					Total	26	13.1263				

Main Effects Plot for Means
Data Means

Factor	Level	Mean of Means
FT_1	1	12.25
	2	12.25
	3	11.55
Fault_1	1	12.00
	2	11.98
	3	12.00
Consult_1	1	12.18
	2	12.00
	3	11.80
Adm_1	1	12.75
	2	12.00
	3	11.30
Obs_1	1	12.00
	2	11.98
	3	12.00

Main Effects Plot for Means
Data Means

Factor	Level	Mean of Means
FT_1	1	7.15
	2	7.10
	3	6.30
Fault_1	1	6.85
	2	6.80
	3	6.85
Consult_1	1	6.95
	2	6.85
	3	6.65
Adm_1	1	6.75
	2	6.85
	3	6.85
Obs_1	1	7.50
	2	6.85
	3	6.10

Tableau 6 : Ordre d'influence des variables sur le temps moyen de passage

	Patients admis	Patients non-admis
Période 1	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 12.07 11.89 11.97 12.60 11.73 2 12.09 11.74 11.67 11.83 11.76 3 11.16 11.69 11.67 10.88 11.83 Delta 0.93 0.20 0.29 1.72 0.10 Rank 2 4 3 1 5	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 7.116 6.714 6.832 6.641 7.339 2 6.957 6.604 6.680 6.690 6.737 3 5.928 6.681 6.488 6.669 5.924 Delta 1.188 0.110 0.344 0.049 1.414 Rank 2 4 3 5 1
Période 2	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 12.05 11.81 12.01 12.60 11.78 2 12.12 11.85 11.79 11.84 11.86 3 11.29 11.81 11.66 11.02 11.82 Delta 0.84 0.04 0.35 1.58 0.08 Rank 2 5 3 1 4	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 7.250 6.907 7.034 6.813 7.513 2 7.163 6.798 6.907 6.943 6.951 3 6.228 6.937 6.700 6.884 6.177 Delta 1.022 0.139 0.334 0.130 1.337 Rank 2 4 3 5 1
Période 3	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 12.25 12.02 12.19 12.74 12.02 2 12.23 11.97 11.99 12.01 11.99 3 11.53 12.02 11.83 11.26 12.00 Delta 0.73 0.05 0.37 1.48 0.03 Rank 2 4 3 1 5	Level FT_1 Faut_1 Consult_1 Adm_1 Obs_1 1 7.130 6.859 6.979 6.769 7.462 2 7.092 6.749 6.848 6.847 6.852 3 6.254 6.869 6.650 6.861 6.162 Delta 0.876 0.120 0.329 0.092 1.300 Rank 2 4 3 5 1

- Pour les patients non admis, ce travail met en évidence la sensibilité des temps de passage, en ordre décroissant, aux délais d'attente des patients sous observation, à l'implantation du Fast Tracking et à la durée d'attente pour une consultation par un médecin spécialiste.
- Pour les patients admis, ce travail met en évidence la sensibilité des temps de passage, en ordre décroissant, aux délais d'attente des patients pour être admis, à l'implantation du Fast Tracking et à la durée d'attente pour une consultation par un médecin spécialiste.
- Ni l'ajout de fauteuils pour patients sous-observation et ni l'amélioration des temps d'attente pour admission n'ont un effet significatif sur le temps de passage moyen journalier des patients.
- La variable [assigné à une civière] est contributeur de premier degré à l'augmentation du temps de passage moyen des patients non-admis toutes catégories d'urgence confondues. Assigné un patient à une civière peut être suite à une décision médicale, une perte d'autonomie ou pour autres raisons. La problématique des temps d'occupation des civières par ces patients pourrait être traitée par des projets Lean ou par la création d'une unité externe pour traiter les patients sous-observation qui contribuera positivement à la réduction du temps moyen de passage. Les résultats de la simulation mettent en évidence ce fait avec une réduction du temps de passage de 0.6 heures (soit 8%) suite à une réduction de 30% le temps de traitement de ces patients non admis et une réduction de 1.41 heures (soit 19%) suite à l'implantation d'une unité d'observation. Cette même unité d'urgence pourrait accepter les patients admis pour de courtes périodes et ainsi améliorer les temps d'attente pour admission.
- La création d'une clinique externe sans rendez-vous proche de l'hôpital et qui œuvre indépendamment du département d'urgence mais qui a comme vocation d'accepter aussi des patients référés par l'urgence (patients catégories 4 et 5 selon l'ETG) représente un

investissement intéressant. Ce scénario permet une réduction de jusqu'à 1.188 heures pour les patients non admis (ce qui représente 17.8% de réduction du temps de passage) et de 0.8 heures pour les patients admis (ce qui représente 6.56% de réduction du temps de passage). Pour un Fast Tracking avec les mêmes ressources internes du département de l'urgence, l'amélioration reste très maigre avec une réduction de 1.5%. Cette amélioration est loin de celle observée par J. Considine et al., 2008 [9] (1 temps de passage 132 minutes sans fast tracking vs 116 minutes avec fast tracking).

- Pour les 3 périodes de l'année, l'ordre d'influence des variables significatives n'a pas changé pour les patients admis et non-admis. Donc la variable temporelle qui peut être considérée comme une variable bruit, n'a pas d'influence sur cet ordre.
- Alors que S Goodacre, 2005 [18] montre que le nombre de patients qui quittent l'urgence sans être vu par un médecin varie en fonction du nombre moyen d'heures d'attente, nos modèles de simulations sont conçus avec l'hypothèse que le nombre de ces patients reste constant; une faiblesse à mentionner dans ce travail.
- Avec l'hypothèse, que les idées d'amélioration proposées dans cet ouvrage sont indépendantes et ne partagent pas les mêmes ressources, nous n'avons pas mené une Analyse de la Variance des temps de passage avec interaction.

Conclusion

Le temps de passage des patients dans un département d'urgence est un indicateur de performance souvent consulté par les gestionnaires. Dans ce travail, deux populations de patients ont été considérées; patients admis et patients non-admis. La modélisation et la simulation à travers un plan d'expériences montre que pour chaque population l'ordre d'influence des variables d'amélioration n'est pas le même. Par contre, au sein d'une même population cet ordre d'influence reste inchangé dans le temps; en considérant trois périodes de l'année.

Pour les patients admis, la capacité d'admission de l'hôpital est la variable la plus influente sur le temps de passage. L'amélioration de cette capacité

Pour les patients non admis, c'est l'amélioration du temps où le patient est sous-observation. La philosophie Lean aura une touche remarquable pour revoir et améliorer le processus des patients-sous-observation.

Encore une fois, la modélisation et la simulation demeure un outil économique pour aider les gestionnaires à identifier et implanter les améliorations adéquates.

Références

- [1] A. Aroua, G. AbdulNour, 2015, Forecast emergency room visits – A Major diagnostic categories Based approach, International Journal of Metrology and Quality Engineering, Volume 6, number 2.
- [2] A Juan, A Salazar, A Alvarez, J R Perez, L Garcia, X Corbella, 2006, Effectiveness and safety of an emergency department short stay unit as an alternative to standard inpatient hospitalisation, Emerg Med J 2006;23:833–837
- [3] Alan J. Forster, MD, MSc, Ian Stiell, MD, MSc, George Wells, PhD, Alexander J. Lee, BSc, Carl van Walraven, MD, MSc, 2003, The Effect of Hospital Occupancy on Emergency Department Length of Stay and Patient Disposition, ACAD EMERG MED, February 2003, Vol. 10, No. 2.
- [4] Allan Cameron, Kenneth Rodgers, Alastair Ireland, Ravi Jamdar, Gerard A McKay ,2013, A simple tool to predict admission at the time of triage Emerg Med J doi:10.1136/emmermed-2013-203200
- [5] Catharine W. Burt, Ed.D., Linda F. McCaig, M.P.H., 2006, Staffing, Capacity, and Ambulance Diversion in Emergency Departments: United States, 2003–04, Division of Health Care Statistics, Advanced Data from Vital and Health Statistics, Number 376 + September 27,2006.
- [6] Christopher W. Baugh, Arjun K. Venkatesh, J. Stephen Bohan, 2011, Emergency department observation units: A clinical and financial benefit for hospitals, Health Care Manage Rev, 2011, 36(1), 28-37
- [7] ERIC W. DICKSON, MD, ZLATKO ANGUELOV, MD, DIANA VETTERICK, RN, BS, ANDREW ELLER, BSN, RN, SABI SINGH, MS, MA, 2009, USE OF LEAN IN THE EMERGENCY DEPARTMENT: A CASE SERIES OF 4 HOSPITALS, AMERICAN COLLEGE OF EMERGENCY PHYSICIANS,.
- [8] F Subash, F Dunn, B McNicholl, J Marlow, 2004, Team triage improves emergency department efficiency, Emerg Med J;21:542–544.
- [9] J Considine, M Kropman, E Kelly, C Winter, 2008, Effect of emergency department fast tracking of emergency department length of stay, Emerg Med J;25:815–819

- [10] JAMES R. BROYLES, JEFFERY K. COCHRAN, 2011, A QUEUING-BASE STATISTICAL APPROXIMATION OF HOSPITAL EMERGENCY DEPARTMENT BOARDING, Proceedings of the 41st International Conference on Computers & Industrial Engineering.
- [11] Jeffery K. Cochran, Kevin T. Roche, 2009, A multi-class queuing network analysis methodology for improving hospital emergency department performance, Computers & Operations Research.
- [12] Linda V. Green, PhD, João Soares, PhD, James F. Giglio, MD, Robert A. Green, MD, 2006, Using Queueing Theory to Increase the Effectiveness of Emergency Department Provider Staffing, the Society for Academic Emergency Medicine.
- [13] Lorne L. Holland, MD, Linda L. Smith, Kenneth E. Blick, PhD, 2005, Reducing Laboratory Turnaround Time Outliers Can Reduce Emergency Department Patient Length of Stay, merican Society for Clinical Pathology.
- [14] Niels K. Rathlev, MD, John Chessare, MD, MPH, Jonathan Olshaker, MD, Dan Obendorfer, MBA, MIS, Supriya D. Mehta, PhD, MHS, Todd Rothenhaus, MD, Steven Crespo, MD, Brendan Magauran, MD, MBA, Kathy Davidson, MSN, MBA, Richard Shemin, MD, Keith Lewis, MD, James M. Becker, MD, Linda Fisher, RN, Linda Guy, RN, Abbott Cooper, MBA, Eugene Litvak, PhD, 2004, Time Series Analysis of Variables Associated With Daily Mean Emergency Department Length of Stay, Presented at the American College of Emergency Physicians *Research Forum*, October 2004, San Francisco, CA.
- [15] Richard Niska, M.D., M.P.H., F.A.C.E.P.; Farida Bhuiya, M.P.H.; and Jianmin Xu, M.S., 2010, National Hospital Ambulatory Medical Care Survey: 2007 Emergency Department Summary, Division of Health Care Statistics, National Health Statistics reports, Number 26n August 6, 2010.
- [16] **Rogers T, Ross N, Spooner D**, 2004 Jan, Evaluation of a 'see and treat' pilot study introduced to an emergency department, , **Accid Emerg Nurs**. 2004 Jan;12(1):24-7.
- [17] Rossetti, M.D.; Dept. of Ind. Eng., Arkansas Univ., Fayetteville, AR, USA ; Trzcinski, G.F.; Syverud, S.A., 1999, EMERGENCY DEPARTMENT SIMULATION AND DETERMINATION OF OPTIMAL ATTENDING PHYSICIAN STAFFING SCHEDULES, , Simulation Conference Proceedings, 1999 Winter (Volume:2).

- [18] S Goodacre, A Webster, 2005, Who waits longest in the emergency department and who leaves without being seen?, *Emerg Med J* 2005;22:93–96. [9] Simon Samaha, Wendy S. Armel, 2003, THE USE OF SIMULATION TO REDUCE THE LENGTH, OF STAY IN AN EMERGENCY DEPARTMENT, Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference.
- [19] Soemon Takakuwa Hiroko Shiozaki, 2004, FUNCTIONAL ANALYSIS FOR OPERATING EMERGENCY DEPARTMENT OF A GENERAL HOSPITAL, Winter Simulation Conference.
- [20] Y F Choi, T W Wong, and C C Lau, 2006 Apr, Triage rapid initial assessment by doctor (TRIAD) improves waiting time and processing time of the emergency department, , *Emerg Med J*. 2006 Apr; 23(4): 262–265.

ANNEXE III

IMPROVEMENT OF THE PERFORMANCE OF A HOSPITAL EMERGENCY
DEPARTMENT, A CASE STUDY USING SIMULATION AND DOE

Article accepté pour *International Conference on Computer & Industrial Engineering* -
2017

Article proposé pour 2017 Computers & Industrial Engineering Best Paper Award

11-13 octobre 2017

Lisbone, Portugal

Improvement of the Performance of a Hospital emergency department, a case study using simulation and DOE

Abdeljelil Aroua,
Industrial Engineering Department
Université de Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Canada
abdeljelil.aroua@uqtr.ca

Georges AbdulNour, Ph.D.
Professor
Industrial Engineering Department
Université de Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Canada
georges.abdulnour@uqtr.ca

ABSTRACT

This work aims at improving the performance of an emergency department (ED). A project committee, which includes an emergency physician, a nurse, an administrator and a Lean engineer, uses the Delphi Method to choose five improvement scenarios. A two-level full-factorial DOE with five variables and two replications was established. In total, 64 simulation runs were carried out in order to measure three selected metrics. The ANOVA shows that external Fast Track helps to reduce all the metrics considered in a significant way. The Dynamic Cell principles have a significant positive effect on the performance of the examination rooms, reduce the waiting time between the triage and the first medical examination, and reduce throughput times of non-admitted patients. Improvement in the time required to obtain the laboratory analyses results has a significant effect on reducing throughput times for admitted and non-admitted patients. The originality of this research relies on the fact that the Dynamic Reconfigurable System concept applied on the emergency examination rooms is used for the first time in the ED. External Fast Track, instead of internal Fast Track, was used based on the recommendation of one member of the project committee, a physician, for practical purpose.

Keywords: Simulation, Length of Stay, Design Of Experiment, Emergency Department, Fast Track, Dynamic Cell.

1 INTRODUCTION:

Emergency departments are experiencing overcrowding, resulting in longer waiting times and frustrations for patients and healthcare teams. In order to improve patient services and control emergency departments' costs, hospital managers are striving to improve the treatment processes. These improvements often require high investments and important changes in work organization that are not easy to implement. To justify such investments and changes, managers need tools to quantify the impact of the proposed improvements. Over the past decades, many publications addressed the overcrowding problem of Emergency Departments listing different causes of excessive patient throughput times through the emergency department. A study done by R E Kheirbek et al. [1] shows that most causes are not necessarily attributable to emergency departments, but rather to other hospital departments, such as the availability of inpatient beds or the delays in obtaining the results of laboratory analyses. The objective of this paper is to quantify the effect of some improvement scenarios chosen by a project committee based on a Delphi method on patient throughput times, and on waiting times between the triage and the first medical examination.

2 LITERATURE REVIEW

The excessive Length of Stay (LOS) caused by overcrowding in hospital emergency departments has attracted the interest of several authors that were motivated to dig out deeper in order to find improvement ideas. Several approaches and problem treatment guidelines are cited in the literature. The most frequently mentioned ones can be grouped into two main approaches: improving the patient flow with a queuing problem, and reengineering of the related department processes.

2.1 Improving the patient flow as a queuing problem

This approach is the most cited one in the literature when considering reducing waiting times and improving the patient flow in the emergency room. The method is often deployed without necessarily changing the resource volumes or making new investments. The most cited idea is the "Fast Track", proposed by Mostafa Alavi-Moghaddam M et al. [2] and J Considine et al. [3] and many other authors. Fast Track is considered to be a practical and effective solution to reduce queues. Erik W. Kolb et al. [4] propose the addition of certain sizes of buffer zones to decongest the emergency department and improve the patient flow. Linda V. Green et al. [5] and L. Mayhew et al. [6] studied the problem of waiting times by managing queues. Jeffery K. Cochran et al. [7] have introduced in their queuing mathematical model in the ED the concept of "Multi-Class Queuing Network" and incorporated stochastic variables such as the severity of the patients' conditions (5 levels), as well as admission probabilities. James R. Broyles et al. [8] integrate the hospital departments to the ED as a queuing problem. Their methodology consists in seeing the hospital as Markovian queues with two multi-servers in series.

2.2 Improving wait times by reengineering hospital processes and applying the Lean thinking

Process reengineering and Lean thinking are philosophies that take the scale for several years in hospitals. These thoughts bring a new vision on how some hospitals' processes should work. According to Eric W. Dickson et al. [9], the implementation of the Lean thinking can improve wait times. ED. David NG et al. [10] show that the implementation of the Lean in the emergency process reduces the time to see a doctor from 111 minutes to 89 minutes, and the total LOS of outpatients from 3.6 hours to 2.8 hours. A list of ideas taken from the literature review is dressed below.

- Changes in the staff schedule: Soemon Takakuwa et al. [11], Linda V. Green [5], and Manuel D. Rossetti et al. [12].
- Triage process: Y F Choi et al. [13], F. Subash et al. [14] and Allan Cameron et al. [15]
- Consultation with specialist doctors: Catharine W. Burt et al.[16] and Richard Niska, M.D.et al. [17].
- Patient admission process: Alan J. Forster, MD, MSc et al. [18], Niels K. Rathlev MD. et al.[19], Bruce Leff et al. [20], DB. Reuben et al.[21] and R. Tamara Konetzka et al. [22].
- Concept of the observation unit: A. Juan et al. [23] and Christopher W. Baugh et al.[24].
- Laboratory process time: SJ Steindel et al. [25], Lorne L. Holland et al.[26] and Christopher M.B. Fernandes et al.[27].
- Dynamic production cells and exam rooms: Elin Wicks and Reasor [28], Greene and Cleary [29] and Kusiak and Heragu [30].

3 Methodology

3.1 Design Of Experiment

A project committee that includes a university professor who is a Lean management expert, an industrial engineer, an emergency physician, a nurse, a hospital administrator and a hospital's Lean engineer, uses the Delphi method to choose five scenarios aiming at the improvement of the emergency department (Table1). Three metrics are considered: throughput times of the non-admitted patient, throughput times of the admitted patients, and waiting time between the triage and the first medical examination. A structured communication technique related to the Delphi Method was deployed through meetings. The aim was to validate scenarios chosen from the literature related to ED improvement, based on the experience of each member of the committee. For example, the external Fast track is chosen because one of the members, a physician, informed the committee that internal fast track attracted more people to the emergency department causing more crowding.

3.2 Case Study

A case study was conducted in the emergency department of a hospital in the province of Quebec, the CHUS. The chosen hospital has one emergency department employing six

physicians divided as follows: Two day doctors working from 8 am to 4 pm, Two evening doctors working from 4 pm to Midnight, One night doctor working from Midnight to 8 am and One third day doctors from 10 am to 6 pm. The next section explains the different scenarios chosen by the committee members.

Scenario 1- Change of schedule of the third day doctor

Scenario 2- Dynamic cells and versatility of the examination rooms

Scenario 3- Improving admission waiting time

Scenario 4- Improving laboratory process time

Scenario 5- External Fast Track for patient in categories 4 and 5 based on the Canadian Triage Scale (ECT).

Table 1 - Variables (Scenarios) and their levels

Variables	Current value	Proposed value
3rd Doctor Schedule	10 am to 6 pm	12 pm to 8 pm
Dynamic cell	Non-versatile examination rooms	Versatile examination rooms
Admission waiting time	Current waiting time	40% reduction
Laboratory results waiting time	Current waiting time	40% reduction
External Fast Track	Without	With

3.2.1 Process Mapping

Simulation models were created based on the DOE in Table 1 and the mapping in Figure 1. The selected performance measures will be extracted from each simulation and an Analysis of Variance (ANOVA) will be done. The modeling is the result of observations conducted in the emergency department and the collaboration of the hospital LEAN team. There are several profiles of patients that consume different resources. The profiles of patients are in fact a combination of the following attributes: Adult / child patient, Walking patient / patient on a stretcher, Patient without consultation / with consultation, Patient admitted / not admitted, Major category of diagnosis that defines the type of health problem and Patient who left before seeing a doctor / seen a doctor.

3.2.2 Performance indicators

Establishing performance indicators for emergency is essential for managing and improving operations. Welch et al. [31] group these indicators into two main families: time indicators and proportional indicators. Three metrics are considered for this study: throughput times of the non-admitted patient, throughput times of the admitted patients and waiting times between the triage and the first medical examination.

3.3 Emergency Department mapping

3.3.1 Data Collection

In this case study, the data used for the simulation are real data coming from the hospital database. They represent patient visits to the emergency department of the hospital over more than one year (April 2013 to June 2014). There are over 50,000 visits, where information such as dates and times of visits, health problem, orientation, need for consultation, etc. are provided. Those were numbers are coded data, which means that it was not possible to trace nor know the names of the patients. This information is very valuable because it improves the quality of the ED process representation.

3.3.2 Resources

In order to alleviate the complexity of the simulation model, only critical bottleneck resources are considered for the simulation. This decision was made after consultation with the emergency department managers.

3.3.3 Process

Several processes are involved in the treatment of ED patients. These processes consist in a set of interrelated activities that consume resources that they share. These processes include triage and registration, first review (outpatient patients), first review process (stretcher patients), X-ray process and blood tests, consultation process and admission process.

Two processes have been added to the ARENA model, (Figure 1). The first one is the arrival process, which allows defining patient arrival time, as well as the assignment of attributes. The second one is the exit process that retrieves patient data for analysis purposes.

3.3.4 Validation

The validation of the simulation model was conducted in three steps. The first one was to verify and validate the flow of patients in the system using a reduced number of individuals. The second step was to visually compare the graphs of the time series of daily visits; actual vs estimation. The third validation step is to launch a simulation during a year and calculate the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of the throughput time as a measure of the quality of the model and its capability to represent the real model. This measure is calculated for two types of patients; the patients admitted and the patients not admitted.

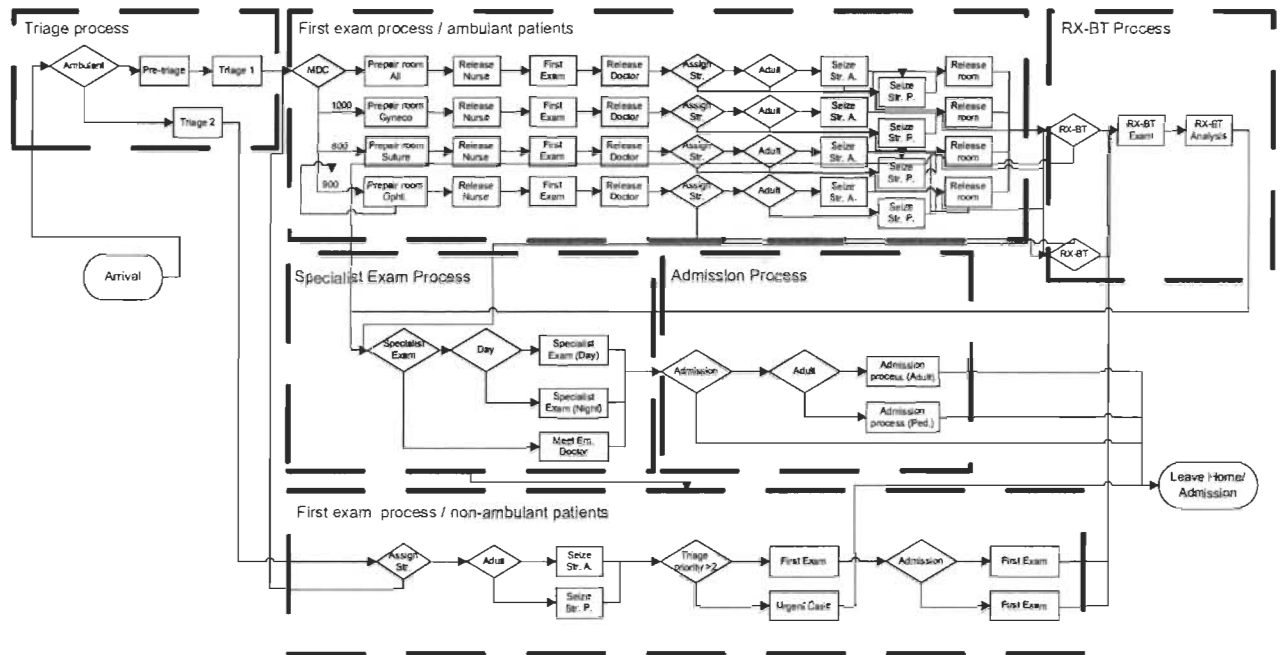


Figure 1: Arena modeling - Emergency Department (CHUS-Fleurimont)

4. Results Analysis

A two-level Full Factorial Design of Experiments with two replications for each experiment (64 runs) was conducted. Each simulation runs for one year.

Tables 2, 3 and 4 respectively show the ANOVA of the admitted patient throughput times, the non-admitted patient throughput times and the triage to first examination waiting times.

The Analysis of Variance, Table 2, shows that the average throughput time for the admitted patients is significantly affected by variables such as: Admission waiting time, Laboratory result time and the External Fast Track for $\alpha = 5\%$. The third doctor variable is significant for $\alpha = 10\%$. The two-way ANOVA shows a statistically significant interaction between the two variables: Admission waiting time and the Fast Tracking, an interaction contributing negatively to improve the throughput time.

Concerning the average throughput time for the non-admitted patients variable, Table 3, the Analysis of Variance shows that the Dynamic cell, the Laboratory result time and the Fast Track are statistically significant variables for $\alpha = 5\%$. All of these three variables contribute to decreasing the throughput times of the non-admitted patients. The two-way ANOVA shows a statistically significant interaction between the two variables: Third doctor and the Dynamic Cell ($p=0,015$).

According to Table 4, Analysis of Variance, the effects of the variables Dynamic cell and Fast Tracking on the average waiting time between the triage and the first examination,

are statistically Significant $\alpha = 5\%$. Both contribute positively to decreasing the waiting times. On the other hand, the two-way ANOVA shows a statistically significant interaction between the two variables; Third doctor and Dynamic Cell, and Dynamic cell and Fast Track, as the two interactions improve or decrease the waiting time. Figure 4 shows Factorial plots – Triage to 1st examination waiting time.

Table 2 : ANOVA of admitted patient throughput time

Analysis of Variance for Adm1 (coded units)					
Source	DF	Seq SS	Adj SS	Adj MS	
Main Effects	5	167.626	167.626	33.525	1803
3rd doctor	1	0.071	0.071	0.071	3
Dynamic Cell	1	0.005	0.005	0.005	0
Adm WT	1	119.186	119.186	119.186	6411
Lab RT	1	12.451	12.451	12.451	669
Fast Tr	1	35.913	35.913	35.913	1931
2-Way Interactions	10	1.032	1.032	0.103	5
3rd doctor*Dynamic Cell	1	0.044	0.044	0.044	2
3rd doctor*Adm WT	1	0.000	0.000	0.000	0
3rd doctor*Lab RT	1	0.009	0.009	0.009	0
3rd doctor*Fast Tr	1	0.022	0.022	0.022	1
Dynamic Cell*Adm WT	1	0.016	0.016	0.016	0
Dynamic Cell*Lab RT	1	0.016	0.016	0.016	0
Dynamic Cell*Fast Tr	1	0.000	0.000	0.000	0
Adm WT*Lab RT	1	0.015	0.015	0.015	0
Adm WT*Fast Tr	1	0.904	0.904	0.904	48
Lab RT*Fast Tr	1	0.006	0.006	0.006	0
Residual Error	48	0.092	0.092	0.019	
Total	63	169.550			

S = 0.136347	PRESS = 1.58638
R-Sq = 99.47%	R-Sq(pred) = 99.06% R-Sq(adj) = 99.31%

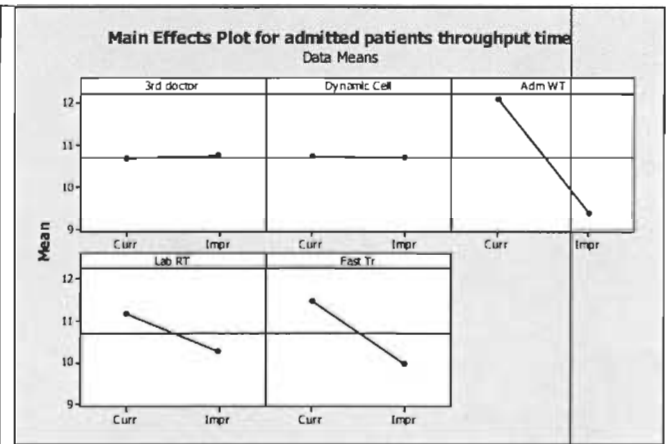
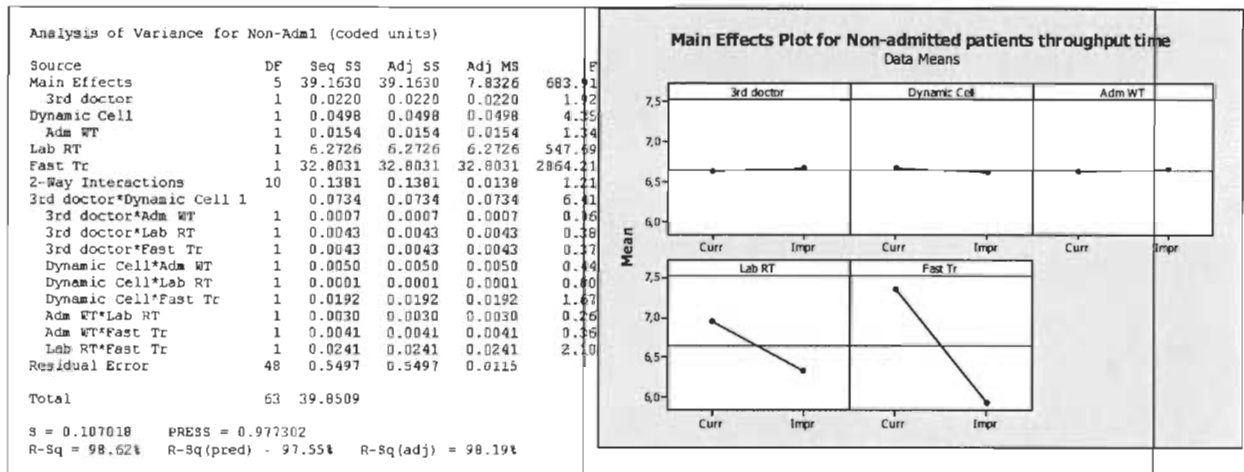
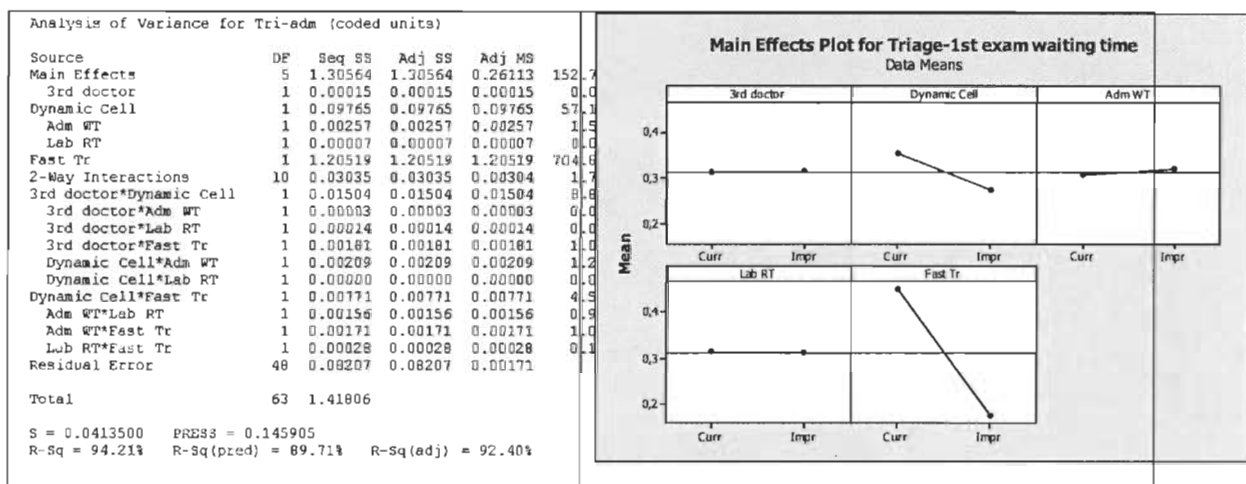


Table 3 : ANOVA of non-admitted patient throughput time

Table 3: ANOVA of waiting time (Triage - 1st examination by a doctor)

5. Discussion

This study shows that External Fast Track is a significant variable that allows the transfers of low acute patients to outpatient clinics, clearing the processes of the emergency department and freeing resources for better responsiveness. The ANOVA showed a significant effect in implementing external Fast Track on the three performance indicators and helped to quantify the consequent improvements. In contrast to the internal Fast Track, the external Fast Track does not affect the level of patient traffic within the emergency department, keeping the vocation and mission of the emergency department to treat emergency cases. The Dynamic Cells principle allows examination rooms to be reconfigurable. With the versatility of the examination rooms, the waiting time drops from 0.52 hours to 0.48 hours. This result can be achieved by making some equipment mobile. The mode of operation using external Fast Track decreases the waiting time to 0.19 hours.

By transferring category 4 and 5 patients to outpatient clinics, the emergency department is cleared and other patients are allowed to be treated more quickly.

Originality of this study

The main originality of this work, which aims at improving the performance of an emergency department (ED), is to work with a project committee that includes an emergency physician, a nurse, an administrator and a Lean engineer using the Delphi Method to choose five scenarios leading to waiting time improvement. The use of simulation based on the Design of Experiment Methodology and a Full Factorial plan of the experiment based on real data is another originality. The use of reconfigurable examination rooms is a third originality.

6 Conclusion

Emergency departments are continuously seeking to improve the performance of healthcare services. A combination of simulation and DOE, and the use of real data, offers managers greater visibility into the impact of changes on performance indicators. This visibility helps managers prioritize improvement projects and optimize incurred investments. This research highlights the uniqueness of each emergency department and opens the way to a future application in different environments.

7 References

- [1] **Raya E. Kheirbek, MD; Shervin Beygi, PhD, 2015**, Causal Analysis of Emergency Department Delays, *Quality Management in Health Care*, July-September _ Volume 24 _ Number 3.
- [2] **Mostafa Alavi-Moghaddam, Reza Forouzanfar 2012**, Application of Queuing Analytic Theory to Decrease Waiting Times in ED: Does it Make Sense? *Arch Trauma Res.*1(3):101-107.
- [3] **J Considine, M Kropman, E Kelly, C Winter, 2008**, Effect of emergency department Fast Tracking of emergency department length of stay, *Emerg Med J*;25:815-819
- [4] **Erik M. W. Kolb Jordan Peck, 2008**, REDUCING EMERGENCY DEPARTMENT OVERCROWDING -FIVE PATIENT BUFFER CONCEPTS IN COMPARISON, Winter simulation conference.
- [5] **Linda V. Green, PhD, JoãoSoares, PhD, James F. Giglio, MD, Robert A. Green, MD, 2006**, Using Queueing Theory to Increase the Effectiveness of Emergency Department Provider Staffing, the Society for Academic Emergency Medicine.
- [6] **L. Mayhew, D. Smith. 2008**, Using queueing theory to analyse the Government's 4-h completion time target in Accident and Emergency departments, *Health Care Manage Sci* (2008) 11:11
- [7] **Jeffery K. Cochran, Kevin T. Roche, 2009**, A multi-class queueing network analysis methodology for improving hospital emergency department performance, *Computers & Operations Research*.
- [8] **James R. Broyles, Jeffery K. Cochran, 2011**, A QUEUEING-BASE STATISTICAL APPROXIMATION OF HOSPITAL EMERGENCY DEPARTMENT BOARDING, *Proceedings of the 41st International Conference on Computers & Industrial Engineering*.

- [9] **Eric W. Dickson, MD, Zlatko Anguelov, MD, Diana Vetterick, RN, BS, Andrew Eller, BSN, RN, Sabi Singh, MS, MA, 2009, Use of Lean in the Emergency Department: A Case Series of 4 Hospitals, American College of Emergency Physicians,.**
- [10] **David Ng, MD; Gord Vail, MD, MSc; Sophia Thomas, MD; Nicki Schmidt, RN, 2010, Applying the Lean principles of the Toyota Production System to reduce wait times in the emergency department, CJEM.**
- [11] **SoemonTakakuwa Hiroko Shiozaki 2004, FUNCTIONAL ANALYSIS FOR OPERATING EMERGENCY DEPARTMENT OF A GENERAL HOSPITAL, Winter Simulation Conference, 2004.**
- [12] **Manuel D. Rossetti, Gregory F. Trzcinski, Scott A. Syverud. 1999, EMERGENCY DEPARTMENT SIMULATION AND DETERMINATION OF OPTIMAL ATTENDING PHYSICIAN STAFFING SCHEDULES, Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference.**
- [13] **Y. F. Choi, T W Wong, and C C Lau. 2006, Triage rapid initial assessment by doctor (TRIAD) improves waiting time and processing time of the emergency department, , Emerg Med J. Apr; 23(4): 262-265.**
- [14] **F Subash, F Dunn, B McNicholl, J Marlow, 2004, Team triage improves emergency department efficiency, Emerg Med J;21:542-544.**
- [15] **Allan Cameron, Kenneth Rodgers, Alastair Ireland, Ravi Jamdar, Gerard A McKay, 2013, A simple tool to predict admission at the time of triage Emerg Med J doi:10.1136/emergmed-2013-203200.**
- [16] **Catharine W. Burt, Ed.D., Linda F. McCaig, M.P.H., 2006, Staffing, Capacity, and Ambulance Diversion in Emergency Departments: United States, 2003-04, Division of Health Care Statistics, Advanced Data from Vital and Health Statistics, Number 376 + September 27,2006.**
- [17] **Richard Niska, M.D., M.P.H., F.A.C.E.P.; Farida Bhuiya, M.P.H.; andJianmin Xu, M.S., 2010, National Hospital Ambulatory Medical Care Survey: 2007 Emergency Department Summary, Division of Health Care Statistics, National Health Statistics reports, Number 26n August 6, 2010.**
- [18] **Alan J. Forster, MD, MSc, Ian Stiell, MD, MSc, 2003, The Effect of Hospital Occupancy on Emergency Department Length of Stay and Patient Disposition, ACAD EMERG MED, February 2003, Vol. 10, No. 2.**
- [19] **Niels K. Rathlev, MD , John Chessare, MD, 2004, Time Series Analysis of Variables Associated With Daily Mean Emergency Department Length of Stay, Presented at the American College of Emergency Physicians Research Forum, October 2004, San Francisco, CA.**
- [20] **Bruce Leff, MD; Lynda Burton, ScD, 2005, Hospital at Home: Feasibility and Outcomes of a Program To Provide Hospital-Level Care at Home for Acutely Ill Older Patients, Annals of Internal Medicine, 6 December 2005, Volume 143 • Number 11.**
- [21] **DB Reuben, J Stessman, G Ginsberg, R Hammerman-Rozenberg, R. Friedman, D Ronnen. 1996, MODELS OF GERIATRICS PRACTICE: Decreased Hospital Utilization By Older Adults Attributable to a Home Hospitalization Program, American Geriatric Society, Volume 44, Issue 5, Pages 591-598**
- [22] **R. Tamara Konetzka, William Spector, M. Rhona Limcangco. 2008, Reducing Hospitalizations From Long-Term Care Settings, Med Care Res Rev February 2008 vol. 65 no. 1 40-66**
- [23] **A. Juan, A Salazar, A Alvarez, J R Perez. 2006, Effectiveness and safety of an ED short stay unit as an alternative to standard inpatient hospitalisation, Emerg Med J ;23:833-837**

- [24] **Christopher W. Baugh, Arjun K. Venkatesh, J. Stephen Bohan. 2011,** Emergency department observation units: A clinical and financial benefit for hospitals, *Health Care Manage Rev*, 36(1), 28-37
- [25] **Steven J. Steindel and Peter J. Howanitz, 2001,** Physician Satisfaction and ED Laboratory Test Turnaround Time. *Archives of Pathology & Laboratory Medicine*: Vol. 125, No. 7, pp. 863-871.
- [26] **Lorne L. Holland, MD, Linda L. Smith, 2005,** Reducing Laboratory Turnaround Time Outliers Can Reduce Emergency Department Patient Length of Stay, *American Society for Clinical Pathology*.
- [27] **Christopher M.B. Fernandes, Richard Walker, Ann Pricern, Julian Marsden, Lawrence Haley, 1997,** Root cause analysis of laboratory delays to an emergency department, *Journal of emergency medicine*, Volume 15, Issue 5, September-October 1997, Pages 735-739
- [28] **Elin M. Wicks, Roderick J. Reasor. 1999,** Designing cellular manufacturing systems with dynamic part populations, *IIE Transactions*, Volume 31, 1999 - Issue 1.
- [29] **Greene, T.J., Cleary, C.M. 1985,** Is cellular manufacturing right for you?, *Annual International Industrial Engineering Conference Proceedings*, pp. 181-190.
- [30] **Kusiak, A., Heragu, S.S., Group technology, 1987,** *Computers industry*, 9 (2), pp. 83-91
- [31] **Shari J. Welch, MD, Brent R. Asplin, MD, MPH. 2011,** Emergency Department Operational Metrics, Measures and Definitions: Results of the Second Performance Measures and Benchmarking Summit *Annals of Emergency Medicine*, Volume 58 n.1 July.

ANNEXE IV

OPTIMIZATION OF THE EMERGENCY DEPARTMENT IN HOSPITALS USING
SIMULATION AND EXPERIMENTAL DESIGN: CASE STUDY

Article publié en 2017 dans Winter Simulation Conference (WSC)

DOI : 10.1109/WSC.2017.8248183

OPTIMIZATION OF THE EMERGENCY DEPARTMENT IN HOSPITALS USING SIMULATION AND EXPERIMENTAL DESIGN: CASE STUDY

Abdeljelil Aroua

Georges Abdunour

Industrial Engineering Dep., UQTR
3351, boul. des Forges, C.P. 500,
Trois-Rivières, Qc G9A 5H7 Canada

Industrial Engineering Dep., UQTR
3351, boul. des Forges, C.P. 500,
Trois-Rivières, Qc G9A 5H7 Canada

ABSTRACT

This case study aims at evaluating the impact of different scenario policies drawn from a hospital emergency department committee of experts, using the Delphi method and a literature review, on the Emergency Department (ED) performance. The purpose is to improve Length of Stay (LOS) of patients. Simulation and a Design of Experiment (DOE) were used in order to assess the LOS sensitivities to the selected improving scenarios: Fast Tracking, addition of stretchers for patients under observation, improvement of the waiting times for a consultation with a specialist, improvement of the waiting times for admission, and improvement of the treatment times for patients under observation.

1 INTRODUCTION

Emergency departments are under strict governmental and hospital regulations, and they present a very complex structure, involve continuous mode of operation, and require significant investments. Managers obviously need to have a high level of certainty regarding substantial improvements before implementing any changes. The purpose of this paper is to evaluate the impact of certain improvement scenarios on the patients LOS using simulation and a DOE plan based on a real emergency department case. The results will help select and prioritize actions needed to improve the LOS of patients, and consequently reduce waiting times and overcrowding in the ED.

2. METHODOLOGY

The case study is carried out at the Centre Hospitalier de l'Université de Sherbrooke (CHUS), which receives more than 40,000 patients in its emergency department each year. The model results from many observations made within the ED and a collaboration with the CHUS' Lean team. The numerical modeling was developed using the Arena (Version 14.50.0002). The final validation of the model is conducted according to Stewart Robinson's Techniques (1997). The improving scenarios used in this study were selected by a committee of experts from the ED using the Delphi method. The committee included nurses, physicians and administrative staff who were involved in the improvement of LOS in the ED and a Lean project. The DOE plan was established according to the Taguchi method, a method that was used in conjunction with the simulation (Ramberg, John S. et al. 1991). A L27 Taguchi table is used with 5 variables at 3 levels each (Table 1).

Aroua et al. (2015) established that the frequency of pathologies that show patients (grouped into Major Diagnostic Categories (MDC)) varies during the year, giving place to a seasonal trend. Also, in the same work, it was shown that the admission rate varies from one MDC to another. In light of these facts, the simulations will be carried out over 3 different periods of the year: period 1 [May, June, July, and August], period 2 [September, October, November, and December], and period 3 [January, February, March, and April]. Analyzing simulation data for 3 different periods of the year will allow to evaluate the interaction between the periods of the year and the selected scenarios.

Table 1: Selected improvement scenarios and levels

Fast Track	Observation stretchers	Waiting times for a consultation with a specialist	Waiting times for admission	Patients under observation
1 –Current	1- Current	1- Current	1- Current	1- Current
2- With internal Fast Track	2- With 6 stretchers	2- With 20% decrease	2- With 20% decrease	2- With 30% decrease
3- With external Fast Track	3- With 12 stretchers	3- With 40% decrease	3- With 40% decrease	3- With observation unit

3. RESULTS AND DISCUSSION

In total, 27 simulations were conducted according to the L27 Taguchi method. For each simulation and each period of the year, the average LOS for admitted and non-admitted patients were calculated. The tests of significance below are conducted with the null hypothesis H_0 : no changes on the LOS. The significance level considered is $\alpha=0.05$.

For non-admitted patients, this work highlights the sensitivity of the LOS to waiting times for patients under observation, the implementation of Fast Tracking, and the number of stretchers in the emergency department. This influence is not the same for all periods, since the number of stretchers was not a statistically significant variable for the period 2. The waiting times for a consultation and the improved admission time do not represent influential variables for any of the periods (respectively, period 1: $p = 0.642$, $p = 0.994$; period 2: $p=0.995$, $p = 0.902$; period 3: $p = 0.760$, $p = 0.716$).

For admitted patients, this work highlights the sensitivity of the LOS to waiting times for admission, the implementation of Fast Tracking, and the waiting times for a consultation with a specialist. Neither the addition of stretchers for patients under-observation nor the improvement in the observation process had a significant impact on the daily average LOS.

The problem related to the occupation of the stretchers by these patients could be treated through Lean projects or the creation of an external unit aiming at treating patients under observation. The simulation results demonstrate this fact with a reduction of 0.6 hours in LOS (8%) following a reduction of 30% in the processing time of these non-admitted patients, and a reduction of 1.41 hours (19%) following the implementation of an observation unit. This

observation unit could accept patients admitted for short periods, and improve the waiting times for admission (Christopher W. Baugh et al. 2011).

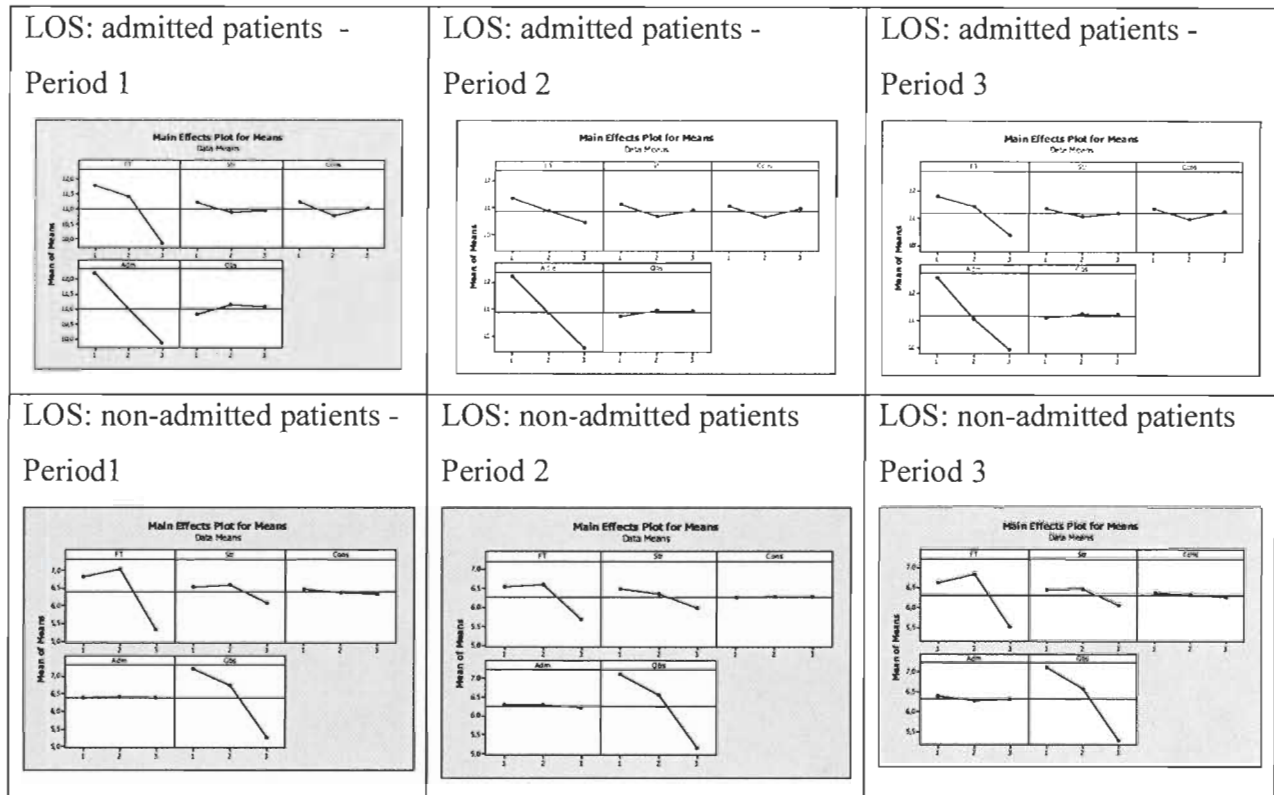
The creation of an external walk-in clinic near the hospital, that would work independently of the emergency department, but with a vocation to accept patients referred by the ED (priorities 4 and 5 patients according to the Canadian Triage and Acuity Scale), is an attractive investment. This scenario allows a reduction of up to 1,188 hours for non-admitted patients (representing a reduction of 17.8% in LOS), and 0.8 hours for admitted patients (representing a reduction 6.56% in LOS). Regarding Fast Tracking with the same emergency department internal resources, the improvement is very low, with a reduction of 1.5%.

For the 3 periods of the year, the ranking of the influential variables did not change for admitted and non-admitted patients. Therefore, the temporal variable that can be considered as a noise variable has no influence on this order. Table 2 shows for these 3 periods the main effect plot of the LOS means.

The Analyze of Variance shows no interaction between Fast Tracking and the waiting times for a consultation or the waiting times for admission. This result can be justified with the assumption that the improvement ideas proposed in this work are independent and do not share the same resources.

Our model was designed with the assumption that the number of patients who leave without being seen remains constant while S. Goodacre (2005) shows that this number depends on waiting time.

Table 2: Main effect plot of means - LOS



4 CONCLUSION

In this study, two populations were considered: admitted and non-admitted patients. A simulation based on a DOE shows that for admitted patients, the hospital admission capacity is the most influential variable on the LOS. The improvement of this capacity could be addressed by increasing the number of beds or the creation of an independent unit for patients under observation and short-stay patients. For non-admitted patients, improving the treatment time for patients under observation consists in the improvement with the highest influence.

REFERENCES

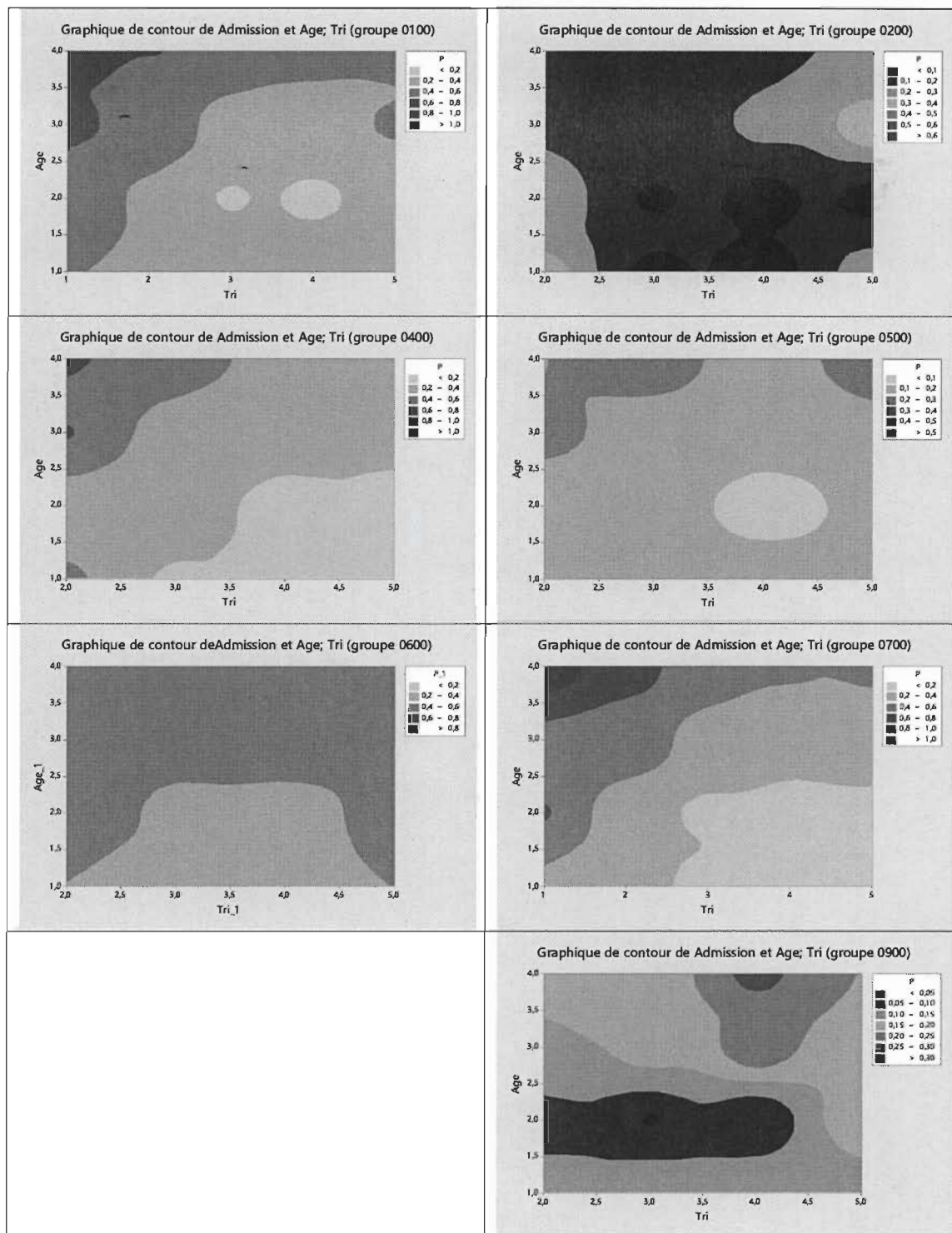
- A. Aroua, G. Abdulnour, 2015, Forecast emergency room visits – A Major diagnostic categories Based approach, International Journal of Metrology and Quality Engineering, Volume 6, number 2.
- Christopher W. Baugh, Arjun K. Venkatesh, J. Stephen Bohan. (2011). Emergency department observation units: A clinical and financial benefit for hospitals, Health Care Manage, 36(1), 28-37
- Kelton, W. D., R. P. Sadowski, D. A. Sadowski, 2002. Simulation with Arena, Second Edition. New York: McGraw-Hill Higher Education.

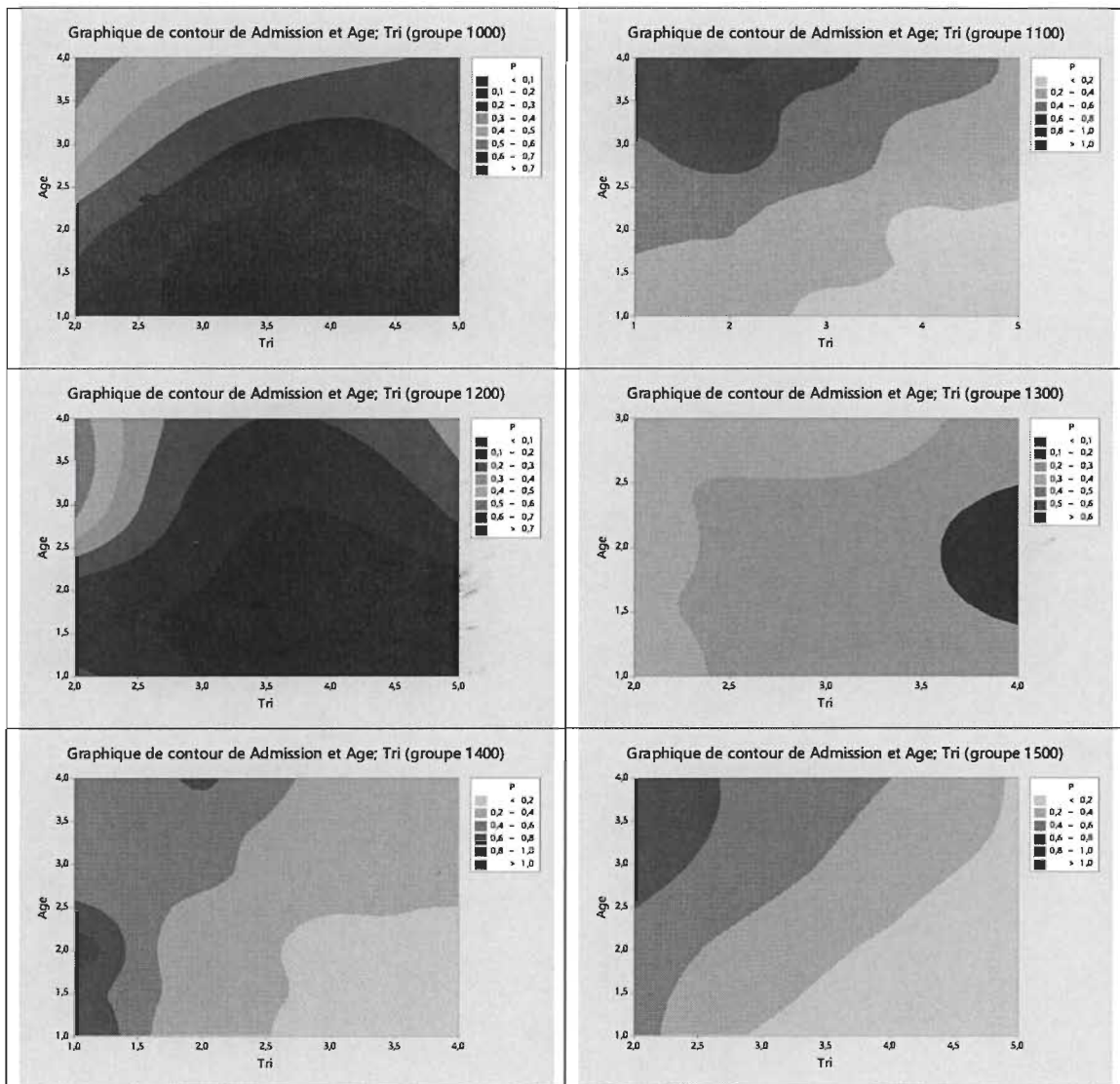
- Ramberg, John S., Susan M. Sanchez and Paul J. Sanchez (1991). "Designing simulation experiments: Taguchi methods and response surface metamodels," Proceedings of the 1991 WSC
- S Goodacre, A Webster. (2005). Who waits longest in the emergency department and who leaves without being seen?, *Emerg Med J* 2005;22:93–96.
- Soemon Takakuwa Hiroko Shiozaki, 2004, Functional Analysis for operating Emergency Department of a general hospital, Winter Simulation Conference.
- Stewart Robinson, 1997, Simulation model verification and validation increasing the users' confidence, Winter Simulation Conference.

ANNEXE V

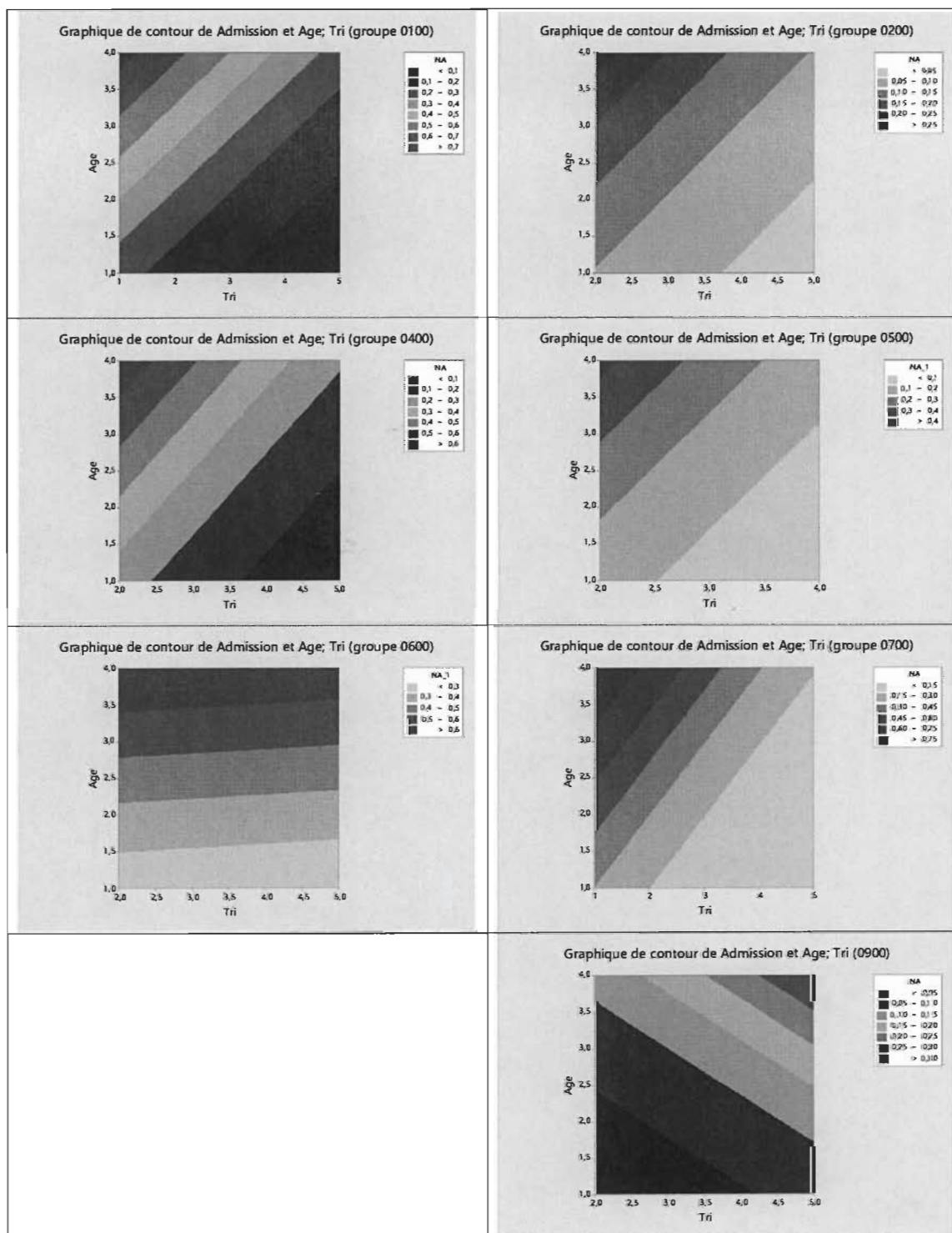
GRAPHIQUES DE CONTOUR DE LA RÉGRESSION LOGISTIQUE BINAIRE :
PROBABILITÉ D'ADMISSION (AVANT ET APRÈS AJUSTEMENT)

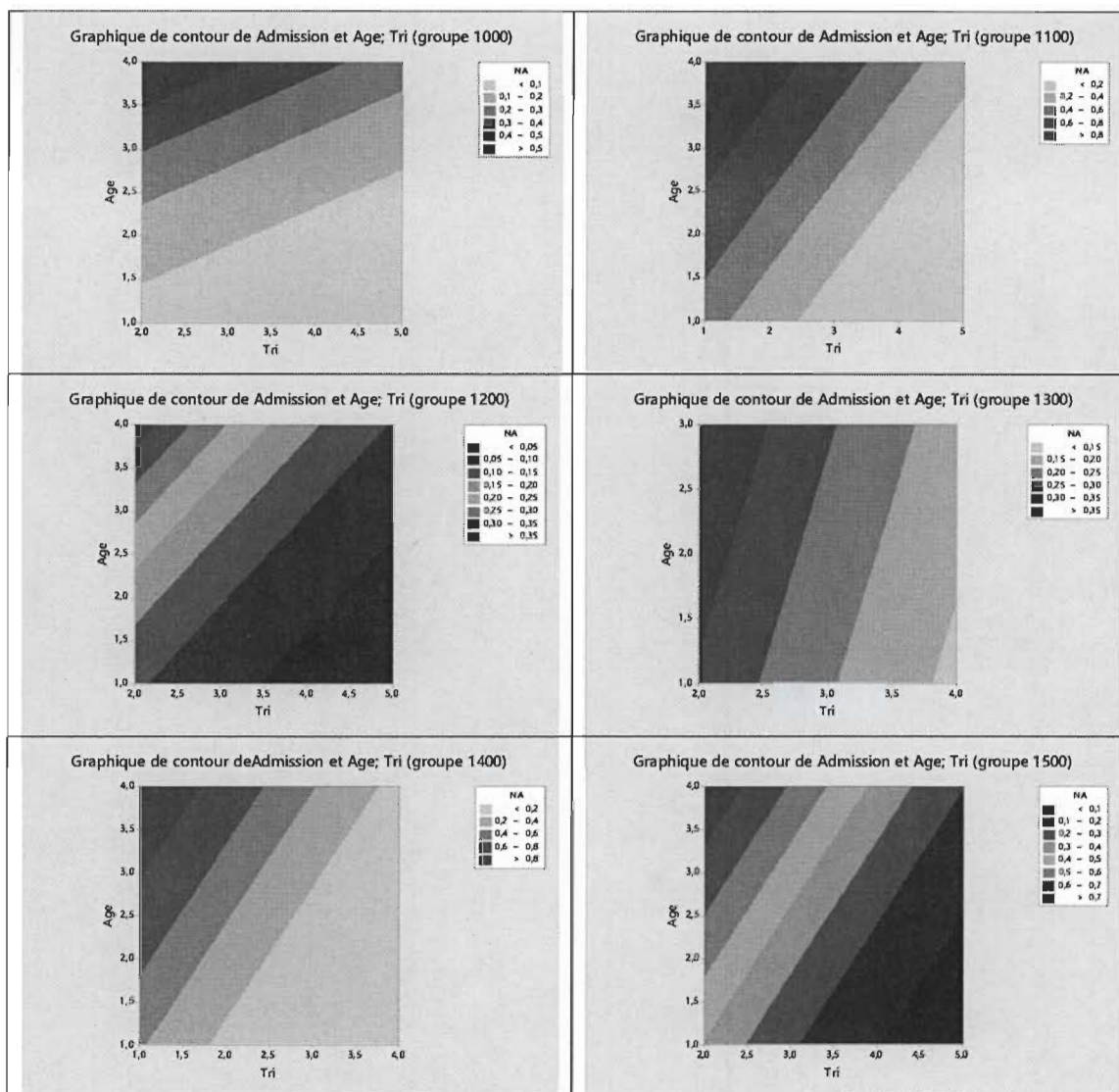
Graphiques de contour avant ajustement





Graphiques de contour après ajustement

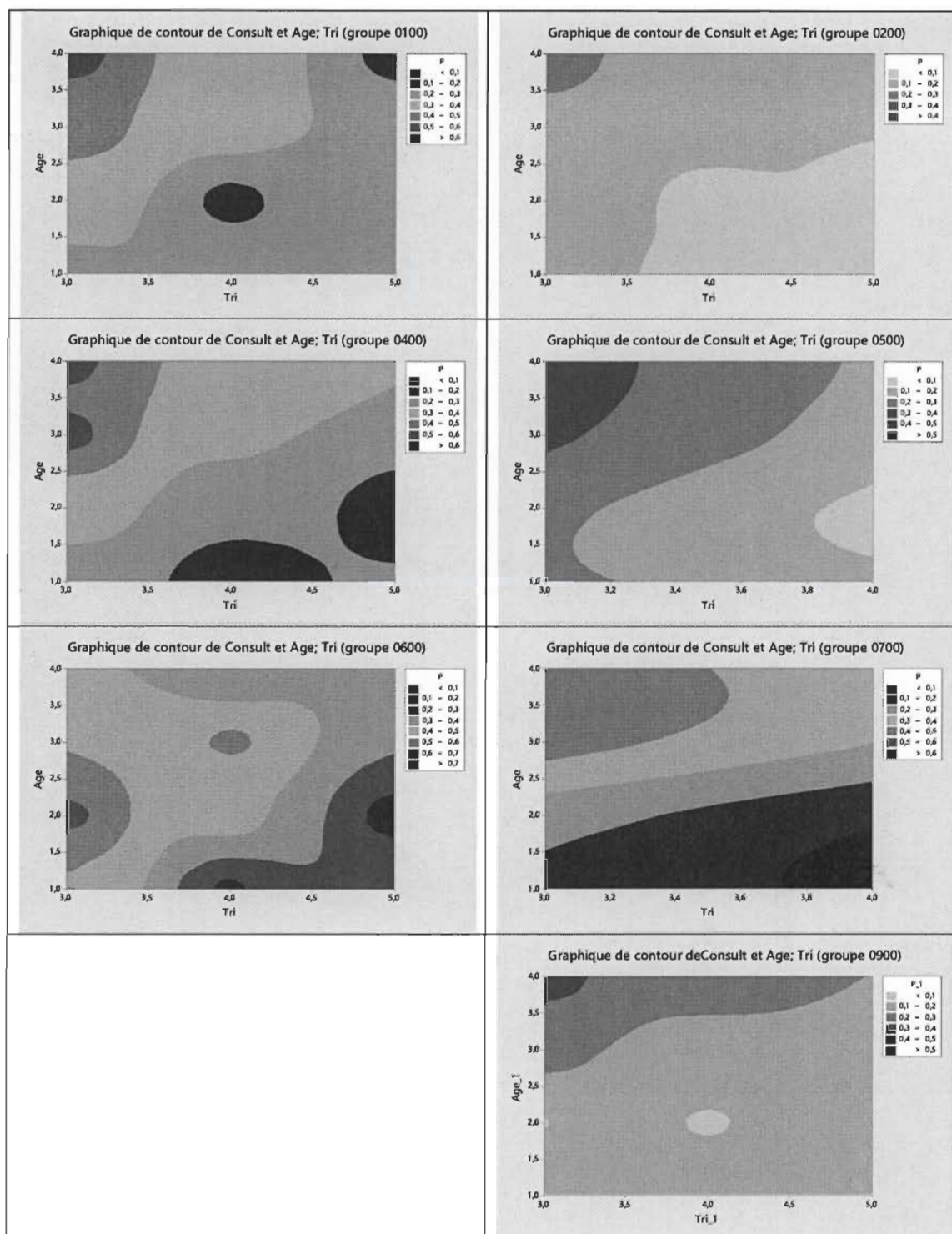


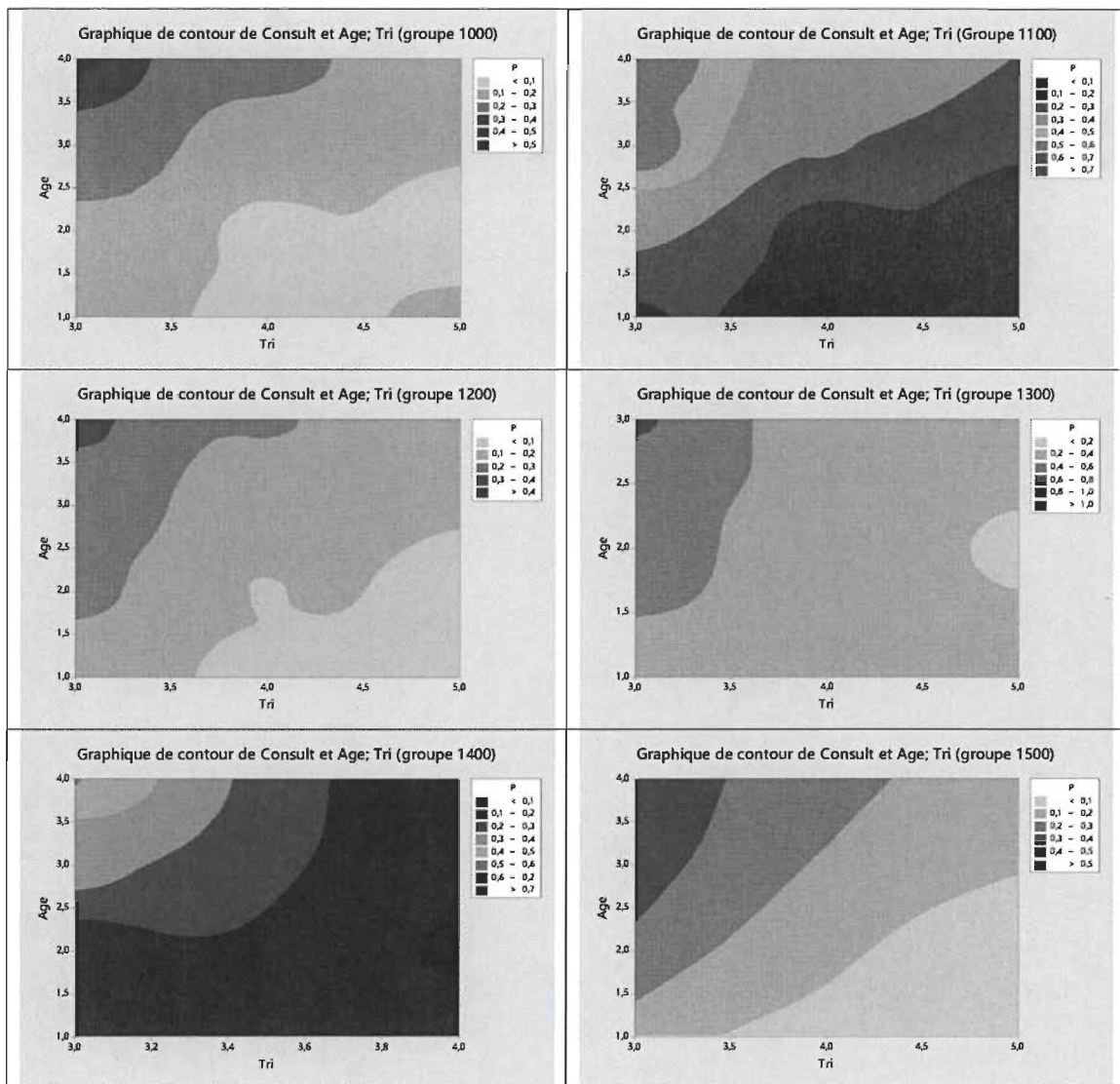


ANNEXE VI

GRAPHIQUES DE CONTOUR DE LA RÉGRESSION LOGISTIQUE BINAIRE :
PROBABILITÉ DE DEMANDE DE CONSULTATION (AVANT ET APRÈS
AJUSTEMENT)

Graphiques de contour avant ajustement





Graphiques de contour après ajustement

